Vol.4, No.3, 28 June 2014

Monthly Lecture Meeting
第 35 回 月例発表会

第 4 巻 3 号

同志社大学生命医科学部
医療情報システム研究室

Published by the Medical Information System Laboratory
of Doshisha University, Kyotanabe, Japan

Medical Information System Laboratory

The Monthly Lecture Meeting

Contents

脳血流変化を用いた訓練に伴う技能習得における習熟度変化の検討

早川 温子 . . . 1

fNIRS データに対する体動除去手法の比較

中村 友香 . . . 5

オーバーラップ処理を用いた運動イメージ識別法の検討

大久保 祐希 . . . 11

fNIRS 同時計測による協調作業時の複数人脳活動の検討

後藤 真櫻 . . . 18

色温度が視覚探索の課題成績に及ぼす影響と探索時の脳活動の検討

大西 夏子 . . . 22

fNIRS 実験時における音圧変化の影響の検討

井上 楓彩 . . . 27

雑音環境が知的作業に及ぼす影響の検討

將積 彩芽 . . . 36

リーディングスパンテストの高成績群と低成績群によるワーキングメモリの検討

真島 希実 . . . 41

視聴覚刺激に対する注意度合いと脳血流変化の検討

木村 茜 . . . 46

視覚課題の難易度変化が脳活動に及ぼす影響

杉田 出弥 . . . 50

快の度合が異なる画像に対する脳活動の検討

大村 歩 . . . 55

2 クラス分類の為の遺伝的プログラミングを用いた特徴量変換手法の提案

白石 駿英 . . . 59

fNIRS から得られる時系列データ間の類似度を特徴量とする識別と脳機能ネットワークの検討

吉田 倫也 . . . 69

専門家が良好と判断する角膜内皮細胞画像生成システム-構築システムにおける評価手法の検討-

松浦 秀行 . . . 73

画像タグへの情報付加機能を持つ医用画像管理システム

西村 祐二 . . . 80

成長型ニューラルガスを用いた細胞領域分割手法の検討

関谷 駿介 . . . 84

脳血流変化を用いた
訓練に伴う技能習得における習熟度変化の検討

早川 温子
Atsuko HAYAKAWA

背景：現在，習熟度は課題成績のみで評価している．しかし，技能を伴う課題では，習熟段階を測ることは困難である．

研究目的：生理的指標である脳血流変化を利用した客観的な習熟度評価方法の確立を目的としている．

発表の位置づけ：課題の訓練による習熟度変化について生理的指標である脳血流変化から学習時の脳機能の検討を行う．

方法：被験者は 4 週間毎日課題の訓練を行った．そして，週に一度 fNIRS を使用し，脳血流変化の計測を行った．

結果：課題成績の上昇の仕方と脳血流変化に関係性があることが示唆された．

1　はじめに

技能の習得には理解と習熟の 2 段階があると考えられており，特に手術や乗り物の操縦など人の命に直接関わる技能においては習熟段階に達していることが必須となる [1, 2, 3]．現在，習熟度のレベルなどは課題の点数という一過性の値のみで評価していることがほとんどである．しかし，課題成績のみでの判断は個人のレベルや習熟するまでの過程を測ることは困難である．そのため，習熟度を客観的に判断するためには課題成績以外の指標が必要である．そこで，本研究では一ヶ月に渡って継続的に実験を行い，生理的指標である脳血流変化を用いて習熟段階までの過程を検討する．本研究の目的は生体情報を用いた客観的な習熟度評価方法の確立である．

脳血流変化の計測には，脳機能イメージング装置の一つである fNIRS（functional near infrared spectroscopy）を使用し，また訓練課題には，能力に個人差があり，脳機能にも関係する立体視を用いた．

2　立体視

立体視とは，ステレオグラムと呼ばれる平面の画像を利用して両眼視差により立体像を知覚する方法である [4, 5]．

2.1　両眼視差

人間は，単眼から得られる焦点距離，物体の大きさ，重なり，明瞭さ，移動速度と，両眼から得られる，両眼視差，輻輳（対象を右眼から見た時と左眼から見た時の角度の差）などの情報を脳が総合的に判断して立体を認識している．立体視において重要なのは，両眼視差である．物体を眺める際，Fig. 1(a) に示すように左右の眼には位置の差によって異なった像が映し出されている．両眼視差によって知覚した像を総合的に判断することで，空間の再構築を行い，立体を認識している．

2.2　ステレオグラム

両眼視差を原理としたものが本実験で使用しているステレオグラムと呼ばれる画像である．ステレオグラムの一例を Fig. 1(b) に示す．同じ図形の繰り返しパターンを持つ画像で，目の焦点を意図的にずらすことで立体像を知覚出来る．

3　実験概要

3.1　実験内容

- 訓練：被験者は，4 週間毎日 3 分間立体視の訓練を行った．
- 計測：訓練に伴う脳血流変化を fNIRS を用いて週に 1 度計測を行った．

(a) 両眼視差　　(b) ステレオグラム

Fig. 1　両眼視差とステレオグラム

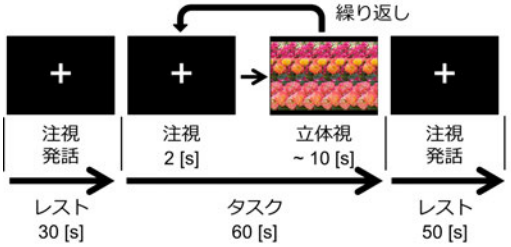


Fig. 2　実験の流れ

3.2　被験者及び実験環境

被験者は，女性健常者 4 名，男性健常者 1 名（年齢：22-23 歳）とした．

本実験では，日立メディコ製の fNIRS（ETG-7100）を使用し，国際 10-20 法に準拠して両側頭部，後頭部，頭頂部，前頭部に計測プローブを設置した．実験を行った際の室温および湿度は 19.5〜24.4 [℃]，28〜41 [%] であった．

3.3　実験方法

本実験は，Fig. 2 の流れで行い，ひらがな一文字を知覚出来るステレオグラム [1] を使用した．最初に 30 秒間安静状態を保ちながら「あ，い，う，え，お」と繰り返し発話し，画面中央の十字マークを注視する．次に 60 秒間の課題時間に立体視を行う．タスクは立体視の状態を維持させないための 2 秒間の注視の画面と最長 10 秒間表示されるステレオグラムの画面で構成されており，この 2 画面が繰り返し表示される．ステレオグラムの画面では，発話での回答後，次の画面へ進めるように設定した．最後にレストの時間を 50 秒間設け，最初の安静時と同様のことを行う．訓練では実験課題と同様のものを行った．

3.4　fNIRS データの取り扱い

本実験での検討には，脳血流変化に伴う酸素化ヘモグロビン (Oxy-Hb) 濃度変化のデータを使用した．データ処理のパラメータは，ローパスフィルタを 1.0 [Hz] とし，移動平均処理のサンプル時間は 5.0 [s] とした．

4　実験結果

課題成績，回答時間，脳血流変化について検討を行った．

4.1　課題成績

4 週間の課題成績の結果を Fig. 3 に示す．縦軸を 1 分間で立体視出来た画像枚数（正答枚数），横軸を週とした．被験者 A 以外は課題成績が上昇した．そのため，被験者 A 以外の被験者においては週を追うごとに課題に対し習熟していることが確認出来た．課題成績が上昇した被験者の中でも被験者 C は 2 週目以降定常状態の成績に達したため，技能習得者と考えて以降の検討を行う．また，この結果から右上がりの被験者（B，E），定常状態となった被験者（C），その他の被験者（A，D）に分類した．

4.2　回答時間

4 週間の回答時間の結果を Fig. 4 に示す．縦軸を平均回答時間 [s]，横軸を週とした．課題成績が上昇傾向の被験者においては，回答時間が短縮する傾向が見られた．この回答時間の結

[1] http://stereoglam.yokochou.com/gallery/hira1/index.htm

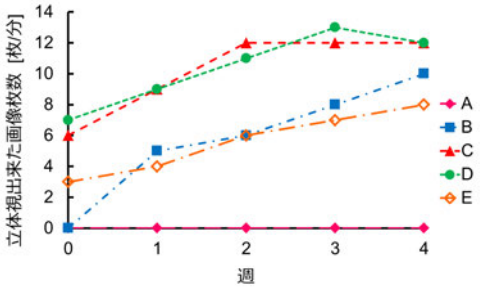


Fig. 3　課題成績

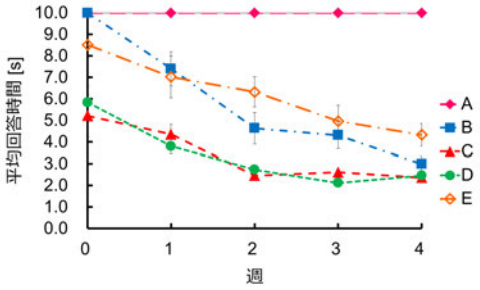


Fig. 4　回答時間

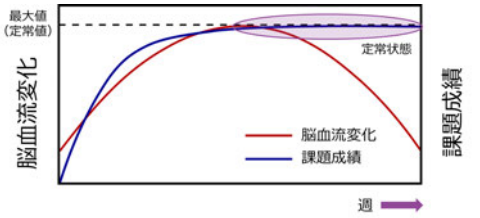


Fig. 5　仮説

果からも被験者は週を追うごとに課題に対し習熟していることが確認出来た．

4.3　脳血流変化

脳血流変化の結果を検討する上で，「課題成績が上昇するにつれて，脳血流変化も増加する．一方で，課題成績が定常状態になるにつれて，脳血流変化は減少する．」という仮説を立てた．Fig. 5 に仮説を図にしたものを示す．課題成績が上昇開始時点は技能習得における理解段階であり，試行錯誤しながら課題に取り組むため，脳血流変化は増加すると考えた．また，課題成績が定常状態になるにつれて，課題に対して習熟していき，無意識的に課題が出来るようになっていくため，脳血流変化は減少していくと考えた．

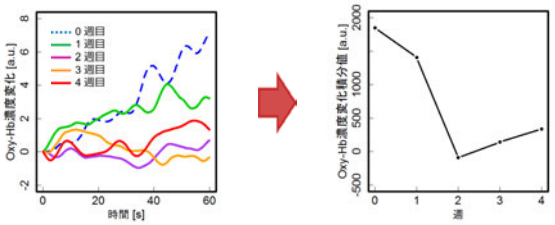
取得した fNIRS のタスク区間の時系列データに対し，Z-score を使用して正規化を行った．このデータから，週ごとに積分値を算出し線形補間を行った．データ処理の流れの一例を Fig. 6 に示す．

このグラフの波形により部位を分類した．波形は，右上がりの波形，山型の波形，右下がりの波形，その他の 4 つに分類した．課題成績が右上がりの被験者 B，E 及び課題成績が定常状態になった被験者 C について検討を行う．各被験者における両側頭部，前頭部の分類結果を Fig. 7 に示す．

その結果，課題成績が右上がりの被験者 B，E は，両側頭部におけるグラフの波形が上昇傾向となり，また，課題成績が定常状態に達した被験者 C は，グラフの波形は全ての領域において減少傾向となった．

5　考察

ほとんどの被験者において週を追うごとに課題成績は上昇し，回答時間は短くなっていたことから課題に対し，習熟しつつあることが確認出来た．脳血流変化の結果においては，技能習得者として検討した被験者 C は，週を追うごとに脳血流変化が減少傾向となることが分かった．これは，訓練開始時点では試行錯誤しながら課題を行っていたが，習熟するにつれて無意



正規化　　積分値

Fig. 6　データ処理

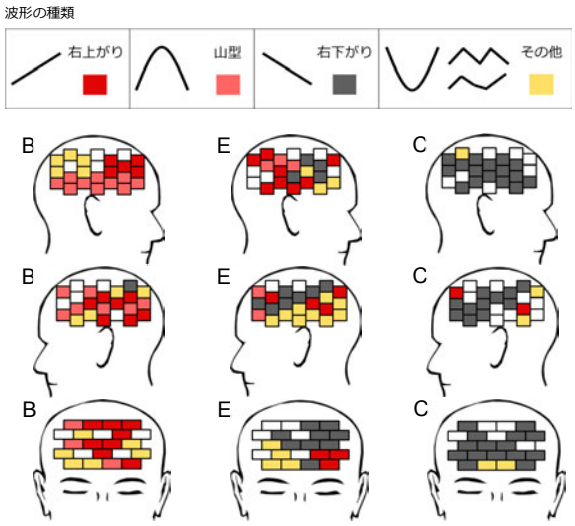


Fig. 7　部位の分類

識的に課題を行うことが可能となったためであると考えられる．また，課題成績の上昇の仕方が右上がりの被験者 B と E は，両側頭部において脳血流変化が増加傾向であることが分かった．一方で，前頭部に差が見られたのは，訓練開始の課題成績の差や課題成績の上昇幅の違いから生じたものだと考えられる．これらの結果から，仮説が正しいことが示唆された．課題成績の上昇の仕方が右上がりの被験者 B，E は，仮説から，習熟状態には達しておらず，試行錯誤することで習熟に達する途中段階であると考えられる．

6　まとめ

現在，習熟度は課題成績のみで評価されている．しかし，それだけでは個人の習熟のレベルや習熟の過程を測ることは困難である．そこで，本研究では，習熟による脳活動の検討を行うことで客観的な習熟度評価方法の確立を目的とした．習熟を評価するための新たな指標とするため fNIRS を使用し，脳血流変化を計測した．結果として，課題成績，回答時間，脳血流変化を検討した．課題成績，回答時間の結果より，ほとんどの被験者が週を追うごとに課題に対し習熟していることが確認出来た．また，脳血流変化の検討を行う上で，仮説を立てた．検討の結果，仮説が正しく，課題成績の上昇の仕方と脳血流変化に関係性があることが示唆された．今後は，被験者を増やし，数値的に週を追うごとの変化を検討していく．また，立体視だけでなく他の訓練課題を用いて研究を進めていきたい．

参考文献

1) 西田史子, 岩坂正和, 下茂円, 杉田克生. 楽曲演奏習得における習熟度の客観的評価—NIRS 計測による脳血流パターンを指標として—. 千葉大学教育学部研究紀要, Vol. 57, pp. 319–324, 2009.

2) 長谷川靖, 綱島均, 丸茂喜高, 小島崇. 機能的近赤外分光 (fNIRS) 装置を用いた列車運転時の高次脳機能計測 (習熟による脳活動の変化について). 第 14 回鉄道技術連合シンポジウム, pp. 409–412, 2007.

3) 柴田庄一, 遠山仁美. 技能の習得過程と身体知の獲得—主体的関与の意義と「わざ言語」の機能—. 名古屋大学大学院国際言語文化研究科 言語文化論集, Vol. 24, No. 2, pp. 77–93, 2003.

4) 田辺誠司, 藤田一郎. 両眼立体視の脳内表現. 日本神経回路学会, Vol. 11, No. 2, pp. 64–73, 2004.

5) 藤田一郎, 田辺誠司, 梅田和昌. 側頭葉視覚経路における両眼視差情報処理. 豊田研究報告, Vol. 56, pp. 97–102, 2003.

fNIRS データに対する体動除去手法の比較

中村 友香
Yuka NAKAMURA

背景：fNIRS は非侵襲，低拘束，簡易な脳機能計測手法である．しかし，体動が測定結果に影響を及ぼすという問題点がある．

研究目的：体動を除去した，正確な脳活動のみの fNIRS データを得る．

発表の位置づけ：ICA を用いた提案手法と Wiener フィルタを用いた既存手法の体動除去精度の比較を行う．

方法：計測中に大きな体動が見られた fNIRS データに対し，提案手法と既存手法を適用し体動を除去する．

結果：提案手法よりも既存手法の方が体動除去の精度が高かった．

1　はじめに

近年，脳機能に対する関心が高まっている．fNIRS(functional Near-Infrared Spectroscopy) は，近赤外光を用いて脳内のヘモグロビン変化を多点で測定することで，非侵襲に脳機能を計測出来る手法の一つである．fNIRS は，自由な姿勢，発声や運動を行いながらの測定が可能である [1)]．一方で，脳機能に関係しない体の傾きや動きによる影響が脳血流の波形にあらわれてしまうという問題がある [2)]．現在，このような脳機能に関係しない信号の除去には，移動加算平均法や周波数フィルタが用いられている [3)]．しかし，これらの処理は実験者が恣意的に周波数の値などを決めてしまうことから，処理によって重要な信号が失われる可能性がある．そこで，本研究では，ICA(Independent Component Analysis) による体動除去手法を用いる．この手法では，fNIRS データを ICA によって独立な成分に分離し，体動成分のみを選択的に除去する．しかし，ICA により分離された信号は何による信号かわからないため [4, 5)]，加速度センサデータと比較する．この手法を用いる際に fNIRS データが加速度センサデータよりも時間的に遅れているため，相関が低くなり，体動成分が除去できないという問題点がある．そこで，fNIRS データの始点時間をずらしながら複数回 ICA を実行することによって，最も相関が高くなる時間を fNIRS データの遅れ時間とし，この遅れ時間を考慮する．また，体動除去精度を向上させるために体動の特定に相関係数だけではなく，$\boldsymbol{t}$ 検定も用いる．本稿では，提案手法の有効性を検討するために，既存手法である Wiener フィルタを用いた体動除去手法 [6)] と比較する．また，体動除去結果を ΔSNR(signal to noise ratios) を用いて評価する．

2　ICA を用いた体動除去手法

2.1　ICA

ICA とは複数の観測信号から未知の独立な原信号を見つけ出す手法である．Fig. 1 に ICA のモデルを示す．t を時刻，複数の観測値 $x(t)$ が与えられているとし，それらが独立な成分の線形混合によって生成されると仮定する．原信号を s，混合行列を A とすると，式 (1) で表すことができる．

$$x(t) = As(t) \tag{1}$$

ここで，A は未知の行列である．すると，ICA は $x(t)$ のみを観測して行列 A と原信号 $s(t)$ を求める問題ということになる．独立成分の数は，観測される変数の数と同じであると仮定している．

ICA を使用する際には，以下の点に留意する必要がある．

- 独立な成分を探索する際，初期値をランダムに与えるので，同じデータで行っても分離結果が異なってしまう．
- 分離された原信号の順番は意味をもたない．
- 分離された原信号がそれぞれ何の成分を表しているかはわからない．

● 分離された原信号は符号の正負が逆転する可能性がある．

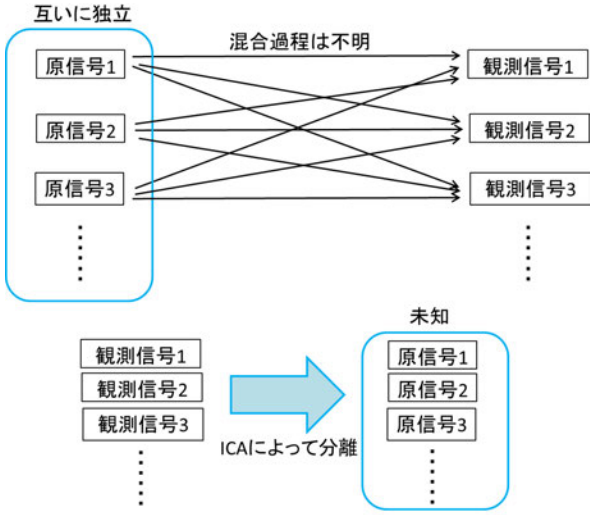


Fig. 1　ICA モデル

2.2　遅れ時間を考慮した ICA による体動除去手法

fNIRS データに ICA を適用することは可能である．fNIRS データには，脳機能による信号と脳機能以外による信号の複数の独立した信号源が存在する，また，それらの信号が混合されたものが複数の CH から測定されることより [7]，ICA の条件を満たしているからである．しかし，ICA によって得られた分離信号は何による信号であるかわからない．そこで，本手法では，ICA による分離信号と加速度センサデータを相関係数及び t 検定を用いて比較することにより，体動の特定，除去を行う．しかし，fNIRS データは加速度センサデータよりも時間的に遅れている．そのため，加速度センサデータとの相関が減少し，体動成分の特定が困難になるという問題点がある．したがって，fNIRS データの遅れ時間を考慮する必要がある．fNIRS データに対する遅れ時間を考慮した ICA による体動除去手法は，以下の手順で行った．

1. 前処理
   ICA の前処理として，中心化と無相関化を行った．中心化とは，平均値が 0 となるようにする処理である．また，無相関化を行うことで，信号を線形変換している．この処理を行うことにより，収束が容易となる [4]．無相関化には主成分分析 (PCA：Principal Component Analysis) を用いた．
2. ICA の実行
   FastICA アルゴリズムを用いて ICA を行う．この処理を行うことで，fNIRS データが独立な原信号に分離される．
3. fNIRS データの遅れ時間の考慮
   はじめに，最適な fNIRS データの遅れ時間を求めた．ICA に用いる fNIRS データの始点時間をずらしていき，ICA によって得られた複数の分離信号と加速度の大きさの相関係数の値から，最も大きい値を求めた．これを 100 試行行い，それぞれの始点時間で各試行の相関係数を平均した値を求めた．この相関係数を平均した値が最も大きい始点時間をその被験者での最適な遅れ時間とした．次に，最適な遅れ時間のデータを用い，ICA を行った．
4. 体動の特定と除去
   ICA によって分離された信号は何による成分かわからない．分離信号から体動を特定するために，ICA により分離された原信号と，加速度センサデータとの比較をした [8]．ICA による分離信号との比較には加速度の大きさ A を用いた．これは，三軸の加速度データから式 (2) で求めた．x，y，z はそれぞれの軸方向の加速度である．

$$A = \sqrt{x^2 + y^2 + z^2} \tag{2}$$

ICA による分離信号と加速度センサデータの比較には以下の二種類の方法を用いた．

- 相関係数

  比較に相関係数を用いた．相関係数の式を式 (3) に示す．

$$r_{xy} = \frac{\sum_{i=1}^{n}(x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^{n}(x_i - \bar{x})^2}\sqrt{\sum_{i=1}^{n}(y_i - \bar{y})^2}} \tag{3}$$

  x，y は加速度，分離信号のデータである．分離信号の中で，最も相関係数の値が大きい成分一つを体動とみなし，除去した．分離信号は符号の正負が逆転している可能性があるため，相関係数は絶対値を用いた．

- $\boldsymbol{t}$ 検定

  比較に $\boldsymbol{t}$ 検定を用いた．分離信号と加速度センサデータを正規化し，$\boldsymbol{t}$ 検定を行った．正規化の式を式 (4) に示す．

$$x_{new} = (x_{old} - min)/(max - min) \tag{4}$$

  x は加速度，分離信号のデータである．また，min，max は各データの最小値，最大値である．5%水準で有意差がなかった成分を体動とみなし，除去した．さらに，マイナス方向の体動成分も除去できるよう加速度の大きさを反転させ，$\boldsymbol{t}$ 検定を行った．

5. ICA による逆変換

   体動を除去した ICA 結果に ICA の逆行列と，前処理として行った PCA の逆行列をかけた．この処理によって，fNIRS データに再変換した．

3 Wiener フィルタを用いた体動除去手法

体動が含まれた fNIRS データ $y(n)$ は式 (5) のようにモデル化される．

$$y(n) = x(n) + w(n) \tag{5}$$

$x(n)$ は体動が含まれない fNIRS データ，$w(n)$ は体動による信号である．fNIRS データと体動による信号は互いに無相関であると仮定する．また，短時間の信号を使用することで信号と体動の統計的情報が大幅に変化しないと仮定する．Wiener フィルタとは，体動が含まれない fNIRS データとフィルタから出力されるデータの平均二乗誤差を最小とするフィルタである．Wiener フィルタのブロック図を Fig. 2 に示す．また，Wiener フィルタの式を式 (6) に示す．

$$G(\omega) = \frac{P_x(\omega)}{P_x(\omega) + P_w(\omega)} \tag{6}$$

$P_x(\omega)$ は体動が含まれない fNIRS データ $x(n)$ のパワースペクトル密度，$P_w(\omega)$ は体動による信号 $w(n)$ のパワースペクトル密度である．これらは，測定値から推定する必要がある．そのため計測した CH のうち 1 つをフィルタを構築する際に用い，他の CH にフィルタを適用し体動を除去した．

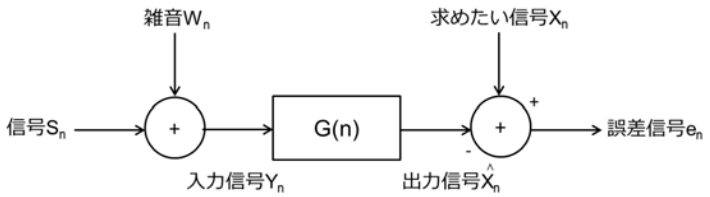


Fig. 2　Wiener フィルタのブロック図

4 体動除去の評価

体動除去後のデータを評価するために ΔSNR[6] を用いた．ΔSNR は以下の式より求めることができる．

$$\Delta\text{SNR} = SNR_e - SNR_i \tag{7}$$

$$SNR_e = 10\log_{10}\left(\frac{{\sigma_x}^2}{{\sigma_e}^2}\right) \tag{8}$$

$$SNR_i = 10\log_{10}\left(\frac{{\sigma_x}^2}{{\sigma_w}^2}\right) \tag{9}$$

${\sigma_x}^2$ は静止している時の fNIRS データの分散，${\sigma_e}^2$ は $e(n)$ の分散，${\sigma_w}^2$ は体動の分散である．$e(n)$ は以下の式より求めることができる．

$$e(n) = x(n) - x'(n) \tag{10}$$

$x(n)$ は静止している時の fNIRS データ，$x'(n)$ は体動除去後の fNIRS データである．ΔSNR の値が大きいほど，体動除去の精度が良いと言える．

5　実験

本実験では，脳機能計測時に急激な体動が含まれる fNIRS データに対し提案手法と既存手法を適用し，体動除去結果を比較した．

5.1　実験概要

被験者は，女性健常者 1 名 (年齢 : 22 歳) を対象とした．本実験では，fNIRS 装置 (ETG-7100, 日立メディコ) と加速度センサ (TSND121，ATR-Promotions) を使用し，国際 10-20 法に準拠して，前頭部 (3×5，22CH) を計測した．加速度センサは被験者の頭部に固定した．fNIRS 装置，加速度センサのサンプリング周波数は 10 Hz とした．実験を行った際の室温および湿度は 24.8 ℃，71 %であった．本実験では，タスクとして，ひらがな一文字を知覚出来るステレオグラムを使用した．まず，ウェイトを 30 秒間として,「あ，い，う，え，お」と繰り返し発話しながら，画面の十字を注視する．次に，タスク 60 秒間で画面に表示されるステレオグラムにより裸眼立体視を行う．次の画像に切り替わる際には注視の画面を設定した．ステレオグラムは一枚につき，最長 10 秒間表示される．また，解答後，被験者が任意に次の画像へ切り替えられるように設定した．最後に，レストを 50 秒間とし，ウェイトと同様のことを行う．体動除去手法を用いる際は，移動平均処理やフィルタ処理を行っていない oxy-Hb のデータを使用した．

5.2　実験結果

Fig. 3 に前頭部の fNIRS データ，Fig. 4 に加速度の大きさの波形を示す．タスク中に体動による大きな脳血流変化，加速度の変化が見られる．

体動除去手法を，脳機能計測時に急激な前方向への体動が見られる 45 秒から 51.4 秒の 6.4 秒間の fNIRS データに対して適用した．Fig. 5 に fNIRS データの遅れ時間と相関係数の関係を示す．Fig. 5 より，1.5 秒を最適な遅れ時間とした．

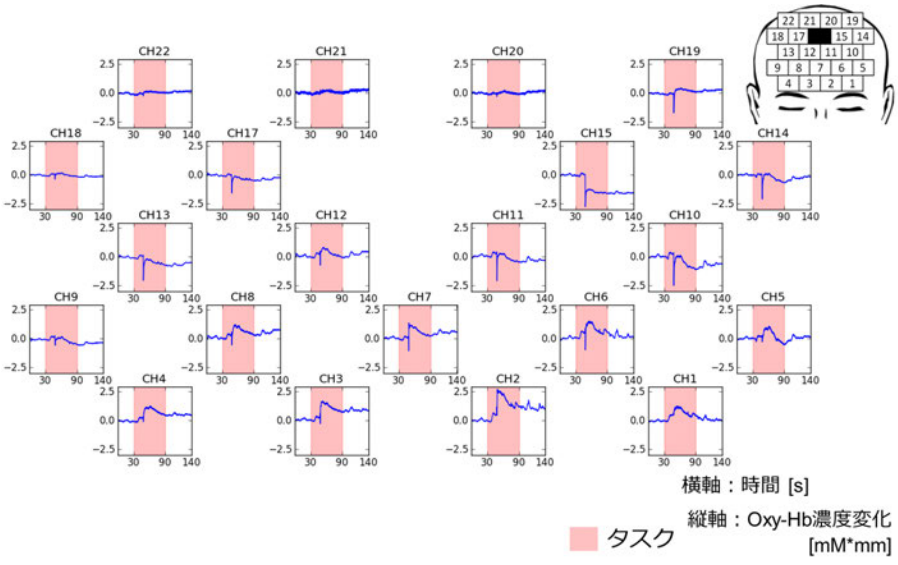


Fig. 3　fNIRS データ

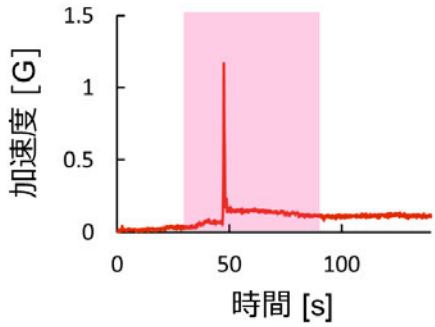


Fig. 4　加速度の大きさ

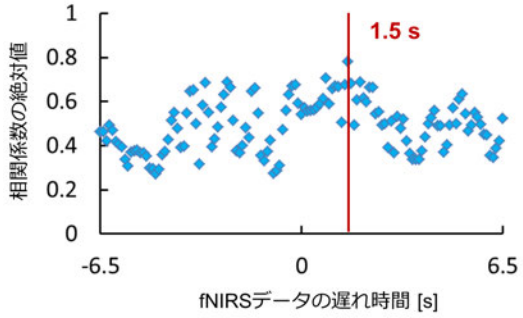


Fig. 5　fNIRS データの遅れ時間と相関係数の関係

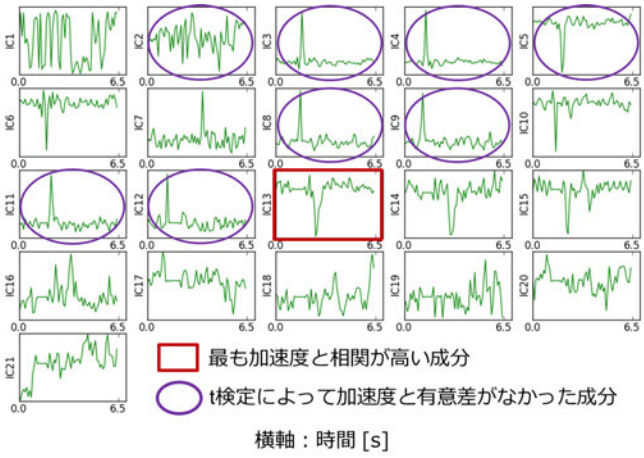


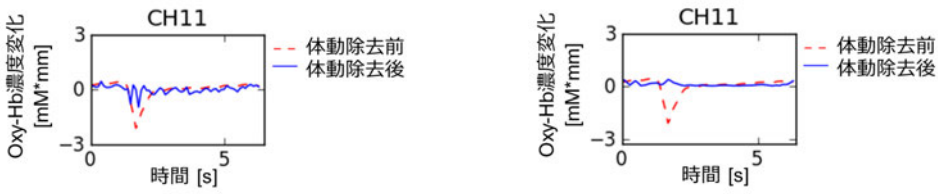
Fig. 6　ICA による分離信号

提案手法を適用した際の，ICA による分離信号を Fig. 6 に示す．加速度との相関が最も高かった成分を赤の四角，t 検定によって加速度と有意差がなかった成分を紫の丸で示している．これらの成分を体動と特定し，除去した．

提案手法と既存手法を用いて体動除去を行った結果の fNIRS データの一例を Fig. 7(a)，Fig. 7(b) に示す．また，ΔSNR の値を Table. 1 に示す．Fig. 7(b)，Table. 1 より提案手法より既存手法の方が体動除去精度が高い．

6　考察

Fig. 7(b)，Table. 1 より，既存手法の方が提案手法より体動除去の精度が高かった．これは，既存手法において Wiener フィルタの構築と除去する体動が同じ計測データであるためだと考えられる．さらに，Wiener フィルタの構築に用いた CH が体動のみの影響を大きく受けた CH であるためだと考えられる．既存手法では Wiener フィルタを構築する際，体動が含まれた fNIRS データと静止時の fNIRS データが必要である．そのため，あらかじめ計測されていない体動は除去できない可能性がある．一方，ICA を用いた手法では加速度センサとの比



(a) 提案手法による体動除去結果　　(b) 既存手法による体動除去結果

Fig. 7　体動除去後の fNIRS データの一例

Table. 1　提案手法と既存手法の ΔSNR 値

	CH11 の ΔSNR	全 CH の平均 ΔSNR
提案手法	7.24	3.84
既存手法	13.53	12.30

較を行うため，あらゆる体動に適用できると考えられる．また，本実験では被験者に立体視による前頭部の脳血流変化があまり見られなかったが，脳活動による信号が除去されていないことを確認する必要がある．これらのフィルタの特徴を検証するために今後，様々な体動成分が含まれたデータに適用し，体動除去を行う必要がある．

7　まとめ

本稿では，提案手法である ICA を用いた体動除去手法と既存手法である Wiener フィルタを用いた体動除去手法を，脳機能計測時に急激な体動が含まれる fNIRS データに対し適用し，体動除去精度を比較した．その結果，既存手法の方が提案手法よりも体動除去精度が高かった．しかし，既存手法にはあらかじめ計測されていない体動を除去できない可能性があるため，今後様々な体動成分が含まれたデータに適用し，検討する必要がある．

参考文献

1) 福田正人．精神疾患と NIRS 光トポグラフィ検査による脳機能イメージング．中山書店, 2009.

2) 武田湖太郎, 渡邉観世子, 郡司幸也．頭部傾斜が near-infrared spectroscopy 計測へ与える影響．*Journal of Rehabilitation*, Vol. 8, pp. 21–24, 2008.

3) 武田湖太郎．近赤外脳機能計測のリハビリテーション領域への応用における信号処理．国際医療福祉大学紀要, Vol. 12, No. 2, pp. 72–78, 2008.

4) A. Hyvarinen, J. Karhunen, and E. Oja. *Independent Component Analysis*. John Wiley & Sons, 2004.

5) A. Hyvarinen and E. Oja. Independent component analysis: algorithms and applications. *Neural networks : the official journal of the International Neural Network Society*, Vol. 13, No. 4, pp. 411–430, 2000.

6) S. Bunce M. Izzetoglu, A. Devaraj and B. Onaral. Motion artifact cancellation in nir spectroscopy using wiener filtering. *IEEE TRANSACTIONS ON BIOMEDICAL ENGINEERING*, Vol. 52, No. 5, pp. 934–938, 2005.

7) A. Hyvarinen, J. Karhunen, and E. Oja. 独立成分分析　信号解析の新しい世界．東京電機大学出版局, 2005.

8) 古賀圭一郎, 片山喜規, 伊良皆啓治．頭部傾斜における NIRS と加速度センサとの関係性．電気学会研究会資料, Vol. 2010, No. 167, pp. 7–9, 2010.

オーバーラップ処理を用いた運動イメージ識別法の検討

大久保 祐希
Yuuki OHKUBO

背景：非侵襲脳機能計測装置の発展に伴い BMI が注目され，運動機能障害者における生活の質の向上が期待されている

研究目的：EEG を用いて得られる脳波を使用することで，外部機器に意図する運動を反映させることを可能とする

発表の位置づけ：オーバーラップ処理を用いた運動イメージ識別法について検討した

方法：オーバーラップ処理を適用した既存手法と提案手法を用いた運動イメージの識別を行い比較した

結果：20 名中 12 名の被験者において提案手法の識別率が高い結果を示した

1　はじめに

近年，EEG (Electroencephalograph) や fNIRS (functional Near-Infrared Spectroscopy) 装置などの非侵襲脳計測装置の発展に伴い，ヒトの脳機能に関する研究が活発化している．それにより，ヒトの高次脳機能が解明されつつあり，その利用対象として BMI (Brain Machine Interface) が注目されている．BMI とは末梢神経系，感覚器，運動器を介さず，脳と機械間で直接相互作用させる技術の総称であり，医療・福祉技術としての応用が期待されている [1) 2)]．BMI が実現できれば，脳波を用いて患者の意図する運動を外部機器に反映させることができ [3)]，運動障害を持つ患者の生活の質を向上させることが可能である．BMI における過去の研究では，右手，もしくは左手の運動イメージ時における脳波を EEG で計測し，FIR (Finite Impulse Response) フィルタを用いて識別に用いる特徴量を抽出する方法が考案されている [4) 5)]．これらの研究では運動イメージを行う時間を 1 秒以上とり，イメージを行なっている全ての時間における脳波から特徴量を抽出している．しかし，実際に運動を行なっている場面での BMI の利用を考慮すると，イメージには 1 秒以上の時間を要しないため，不必要な脳波のデータ処理も行なっている可能性がある．

我々は，オーバーラップ処理を用いた FFT (Fast Fourier Transform) によって最も強く運動イメージを行ったとされる区間を算出し，その区間におけるパワースペクトルの積分値を特徴量とする手法を提案した．オーバーラップ処理による FFT は，周波数解析においてパワースペクトルを評価する際に有効な手法として用いられている [6) 7)]． 本手法では，FFT を行う際のサンプル数を 1 秒以下にし，左右の運動野付近において運動イメージ時のパワースペクトルの差が最大となる時間を算出する．算出した時間は他の区間より強く運動をイメージできた時間であるため，左右識別に有効な特徴量が抽出可能であると考えられる．そして，提案手法と既存手法 [4)] を用いた識別を行い提案手法の有効性を示してきた．しかし既存手法ではオーバーラップ処理を行った特徴量の抽出を行っていないため，提案手法が有効である要因が不明確であった．そのため，本稿では提案手法の有効性を検討するために以下の 2 種類の実験を行った．

1. 既存手法と既存手法にオーバーラップ処理を適用した識別の比較
2. 提案手法と既存手法にオーバーラップ処理を適用した識別の比較

2　既存手法

左右の手の運動イメージにおける識別に関しては，先行研究 [4)] の手法がある．先行研究 [4)] では，運動に関係する脳波である β 波と μ 波に着目し左右識別のための特徴量として用いた．β 波の帯域は 13-30Hz であり [8)]，その中に含まれる 13-16Hz は low β 帯域と呼ばれている [4) 9)]．今回，β 波の帯域が 13-16Hz と 13-30Hz の場合について考えた．β 波の帯域 (13-16Hz または 13-30Hz) と μ 波の帯域 (8-12Hz) をバンドパス FIR フィルタにより抽出する．そして，

タスク区間におけるフィルタをかけたそれぞれの脳波を二乗し平均値をとり，それらを左右識別のための特徴量とする．先行研究 [4] では運動イメージを行う時間を 1 秒以上とり，イメージを行なっている全ての時間における脳波から特徴量を抽出している．しかし，実際に運動を行なっている場面での BMI の利用を考慮すると，イメージには 1 秒以上の時間を要しないため，不必要な脳波のデータ処理も行なっている可能性がある．そのため，解析に用いる時間を 1 秒以内とし，左右識別を行う方法を次章で提案する．

3　オーバーラップ処理による特徴量抽出方法

本章では，オーバーラップ処理を用いた特徴量抽出方法について述べる．

3.1　提案手法

本手法では，EEG によって測定された脳波にオーバーラップ処理による FFT を行い，最も強く運動をイメージした区間を算出する．その後，その区間におけるパワースペクトルの積分値を左右識別の特徴量として使用する．また，この処理は 1 回の運動イメージに対して行われる．以下に特徴量抽出の手順を示す．

1. 感覚運動野付近に位置し，左右半球において対象に位置している C3-C4，FC1-FC2，FC5-FC6，CP1-CP2 の 4 パターンのチャンネルの組み合わせに着目する．Fig. 1 にこれらのチャンネルの測定位置を示す．
2. 1. で着目したチャンネルの脳波に対して，運動イメージを開始した時間から FFT のサンプル数までの脳波に，ハミング窓をかけ FFT を行う．この時，FFT のサンプル数を 512 とする．
3. FFT から得られた値の絶対値をとり，パワースペクトルの積分値を算出する．
4. ハミング窓を 1 サンプル移動し，FFT を行う．
5. 2. 〜 4. を運動イメージが終わる時間まで繰り返す．（オーバーラップ率は 99%）
6. 左右の運動野におけるパワースペクトル積分値の差の絶対値が最大となる時間を算出し，その時間を FFT 開始時間とする．Fig. 2 は左肘関節屈曲運動の運動イメージ時において，ある測定チャンネル A，B のパワースペクトル値の差が最大となる時間が 510ms であることを表している．
7. ある 1 つの測定チャンネルに対して，5. で得られた開始時間から FFT のサンプル数までの脳波に，ハミング窓をかけ FFT を行う．
8. 7. で得られた値のパワースペクトル積分値を算出する．
9. 7. 〜 8. を全ての測定チャンネルで行い，左右識別のための特徴量として用いる．

FFT の開始時間を決定する際，運動に関係する脳波である β 波に着目する．

3.2　既存手法にオーバーラップ処理を適用した時の特徴量抽出方法

本手法は FIR フィルタ後の脳波に適用される．また 3.1 同様，この処理は 1 回の運動イメージに対して行われる．以下に特徴量抽出の手順を示す．

1. 感覚運動野付近に位置し，左右半球において対象に位置している C3-C4，FC1-FC2，FC5-FC6，CP1-CP2 の 4 パターンのチャンネルの組み合わせに着目する．

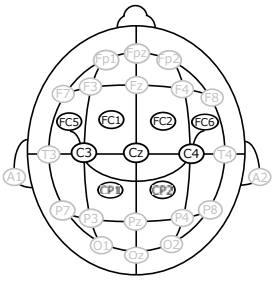


Fig. 1　運動野付近の測定チャンネル

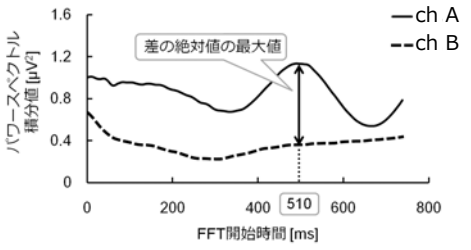


Fig. 2　FFT 開始時間決定の例

2. 1. で着目したチャンネルの脳波に対して，運動イメージを開始した時間からウィンドウ幅までの積分値を算出する．この時，ウィンドウ幅は 512 とする．
3. ウィンドウを 1 サンプル移動し，2. を行う．
4. 2. ～3. を運動イメージが終わる時間まで繰り返す．(オーバーラップ率は 99%)
5. 左右の運動野における脳波の積分値の差の 2 乗が最大となる時間を算出する．
6. ある 1 つの測定チャンネルに対して，5. で得られた時間からウィンドウ幅までの積分値を算出する．
7. 6. を全ての測定チャンネルで行い，左右識別のための特徴量として用いる．

左右識別に使用される特徴量を算出する際に求める時間は，3.1 同様 β 波の帯域である 13-16Hz または 13-30Hz を使用する．

4 実験

4.1 被験者

被験者は，年齢：22～24 歳，利き腕：左 1 名，右 19 名の成人男性計 20 名である．被験者には，事前に本実験の趣旨，方法，課題等について十分に説明し，実験に関する同意を得た人を対象としている．

4.2 使用機器と測定部位

使用機器は，生体計測器としてティアック社の Polymate AP1532，アクティブ電極変換器として g.tec 社の g.GAMMAbox を使用した．サンプリング周波数は 1kHz，AD 変換器は 16 ビットである．電極の設置方法は国際 10-20 法 [10] を参考に行い，基準電極を A1，A2，接地電極を AFz とした．探査電極は計 28 個を使用した．Fig. 3 に測定部位を示す．

4.3 実験課題

課題の流れは先行研究 [11] を参考に設計した． Fig. 5 に課題の流れを示す．レストでは画面中央に「＋」を 5 秒間表示し，被験者はそれを注視する．タスクでは画面中央に左右のどちらかを向く矢印を 1.25 秒間表示し，被験者はその矢印が示す方向の腕における屈曲運動を 1 回のみイメージする．矢印の表示回数は，左右でそれぞれ 10 回ずつであり，被験者は 1 つの課題に対し計 20 回の運動イメージを行う．1 つの課題の合計施行時間は 130 秒である．また，それぞれの被験者はこの課題を 5 回ずつ行ったため，計 100 回の運動イメージを試行した．

被験者は椅子に座った状態で課題を行い，被験者と画面の距離を 70cm とした．また被験者は肘を机の上に置き，左右の前腕を肩幅，且つ画面と垂直にし，軽く握りこぶしを作り手の甲を下にした状態で課題を行った．Fig. 4 に実験風景を示す．

4.4 識別方法

左右識別のための特徴量は β 波の帯域 (13-16Hz または 13-30Hz) と μ 波の帯域 (8-12Hz) を用いた．識別方法には，SVM を用いた．SVM は教師あり学習を用いる識別手法の一種である．今回の実験では識別に用いるチャンネルの数を 2～4 とした．例えば，識別に用いるチャ

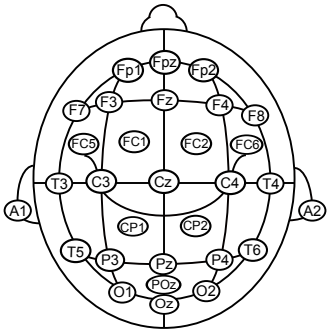


Fig. 3 測定部位

Fig. 4 実験風景

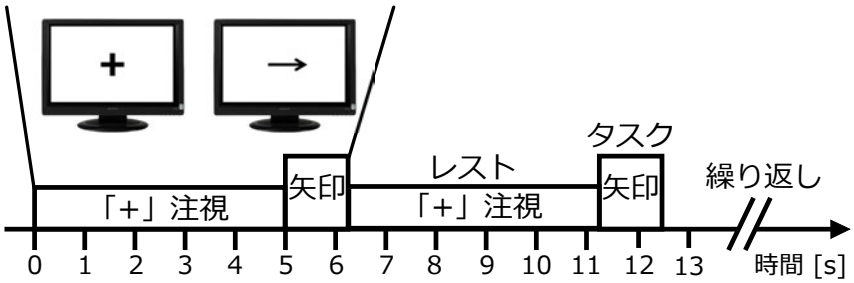


Fig. 5　課題の流れ

ンネルの数が 2 の場合，1 つのチャンネルで β 波と μ 波の帯域における特徴量がそれぞれ 1 個ずつあるため，計 4 個の特徴量を用いて識別を行う．また，測定チャンネルが 28 個あるため，${}_{28}C_2 = 378$ 通りの組み合わせが成立する．全ての組み合わせにおける識別率を算出し，最も高いチャンネルの組み合わせの識別率を使用した．これらのチャンネルは，FFT 開始時間を決定するために使用したチャンネルと同一でなくともよい．識別率の算出には 4-fold 交差検定を用いた．

5　実験結果

5.1　既存手法と既存手法にオーバーラップ処理を適用した識別の比較

Fig. 6 に β 波の帯域を 13-16Hz にした時の各被験者におけるオーバーラップ処理を適用した既存手法と既存手法の識別率を示す．Fig. 6 より 20 名中 12 名の被験者において既存手法よりオーバーラップ処理を適用した既存手法における識別率が高い結果となった．

Fig. 7 に β 波の帯域を 13-30Hz にした時の各被験者におけるオーバーラップ処理を適用した既存手法と既存手法の識別率を示す．Fig. 7 より 20 名中 15 名の被験者において既存手法よりオーバーラップ処理を適用した既存手法における識別率が高い結果となった．

Fig. 8 にオーバーラップ処理を適用した既存手法の各 β 帯域における識別率を示す．Fig. 8 より 20 名中 9 名の被験者において β 帯域が 13-16Hz の時の識別率が高い結果となった．

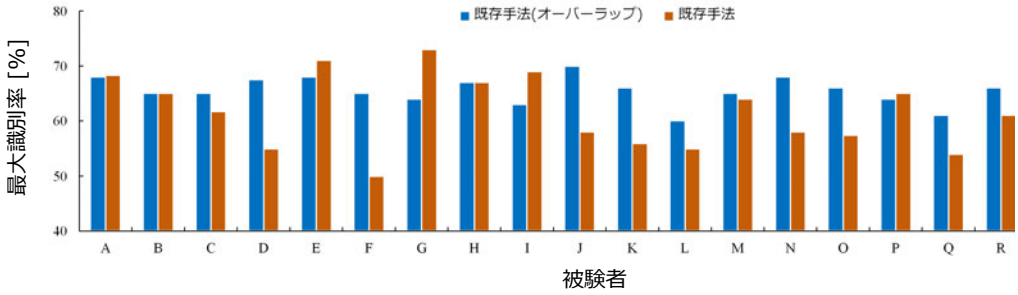


Fig. 6　オーバーラップ処理を適用した既存手法と既存手法の識別率 (β 帯域：13-16Hz)

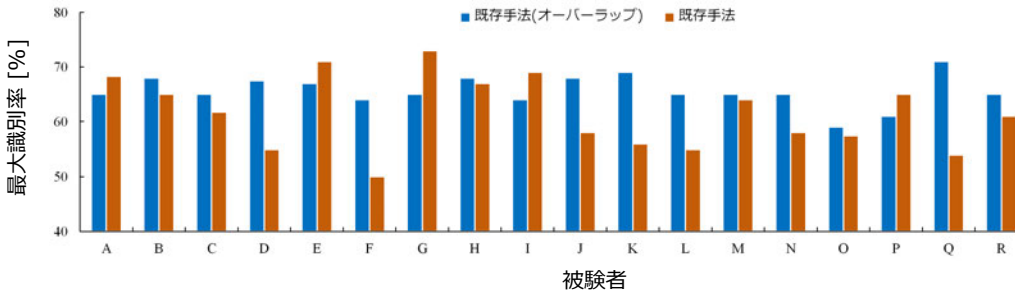


Fig. 7　オーバーラップ処理を適用した既存手法と既存手法の識別率 (β 帯域：13-30Hz)

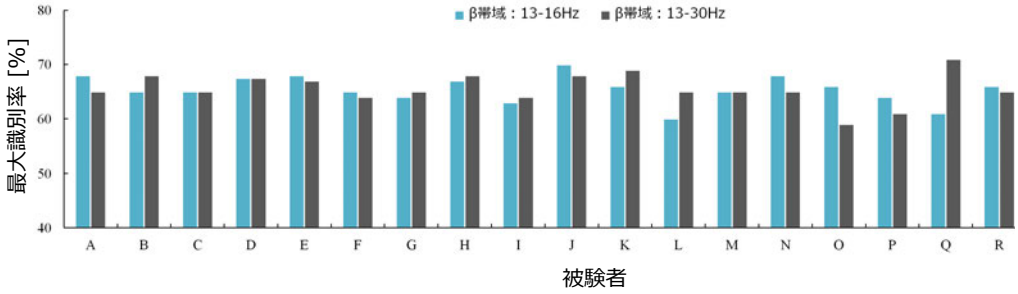


Fig. 8　オーバーラップ処理を適用した既存手法の各 β 帯域における識別率

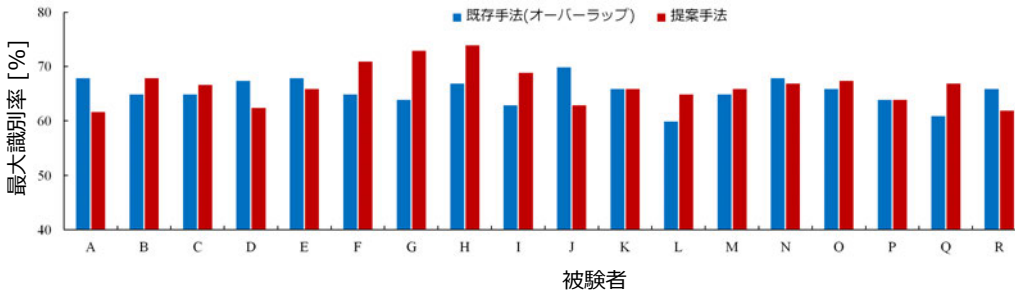


Fig. 9　オーバーラップ処理を適用した既存手法と提案手法の識別率 (β 帯域：13-16Hz)

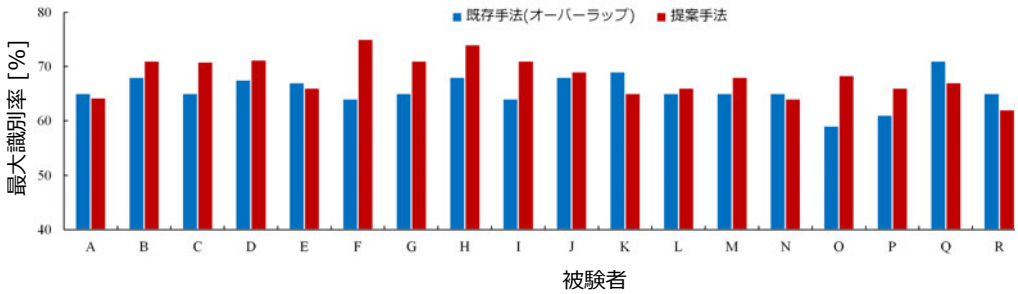


Fig. 10　オーバーラップ処理を適用した既存手法と提案手法の識別率 (β 帯域：13-30Hz)

5.2　オーバーラップ処理を適用した既存手法と提案手法の比較

Fig. 9 に β 波の帯域を 13-16Hz にした時の各被験者におけるオーバーラップ処理を適用した既存手法と提案手法の識別率を示す．Fig. 9 より 20 名中 12 名の被験者においてオーバーラップ処理を適用した既存手法より提案手法における識別率が高い結果となった．

Fig. 10 に β 波の帯域を 13-30Hz にした時の各被験者におけるオーバーラップ処理を適用した既存手法と提案手法の識別率を示す．Fig. 10 より 20 名中 13 名の被験者においてオーバーラップ処理を適用した既存手法より提案手法における識別率が高い結果となった．

6　考察

Fig. 6，Fig. 7 より既存手法にオーバーラップ処理を適用させた方が多くの被験者における識別率の向上が見られた．この理由としては，オーバーラップ処理を行う当初の目的である最も強く運動イメージを行ったとされる区間を算出することができた結果であると考えられる．被験者によってはオーバーラップ処理を適用させたことにより 10%以上の識別率の向上が見られたため，オーバーラップ処理は左右識別における精度の向上に有効であると考えられる．しかし，Fig. 6，Fig. 7 よりオーバーラップ処理を適用した時の識別率がオーバーラップ処理を適用しない場合と比較し低下した被験者も見られた．これは特徴量を抽出する時間を決定した時に使用されるチャンネルの組み合わせが原因であると考えられる．今回の実験では，そのチャンネルの組み合わせは C3-C4，FC1-FC2，FC5-FC6，CP1-CP2 の 4 パターンとした．

識別率が低下した被験者に関して上記の 4 パターンでは強く運動イメージを行ったとされる区間を求められなかったため，既存手法の識別率より高い結果を得ることが出来なかったと考えられる．時間を決定した時に使用されるチャンネルの組み合わせを上記の 4 パターン以外を考慮することで、識別率が低下した被験者の識別率の向上が可能であると考えられる．Fig. 8 より，識別に用いる周波数帯域により識別率が約 10%異なる被験者が見られた．そのため，識別に用いる周波数帯域は個人に最適な帯域を使用するべきであると考えられる．

Fig. 9，Fig. 10 より多くの被験者において提案手法がオーバーラップ処理を適用した既存手法の識別率を上回る結果が得られたため，提案手法の有効性が実証された．

また，被験者 T を除く被験者において識別率が 80%を下回る結果であった．これは全被験者において初めて運動イメージを行ったため，イメージの方法が確立していないことが挙げられる．そのため，識別率の向上には運動イメージを行う訓練が必要であると考えられる．

7　おわりに

本論文では，オーバーラップ処理を用いた運動イメージの識別法について検討した．提案手法では，オーバーラップ処理による FFT を行い，運動野付近のチャンネルでパワースペクトルの差が最大となる時間を求め，その時間から全測定チャンネルにおいて FFT を適用し特徴量を抽出する．また既存手法にもオーバーラップ処理を適用させ特徴量を抽出した．特徴量として用いる β 波の帯域を 13-16Hz と 13-30Hz とし，20 人の被験者に対し SVM を使用し識別を行った．オーバーラップ処理を適用した既存手法と適用していない既存手法の識別率を比較した結果，オーバーラップ処理を適用させた方が多くの被験者における識別率の向上が見られた．また，オーバーラップ処理を適用した既存手法と提案手法の識別率を比較した結果，オーバーラップ処理を適用した既存手法より提案手法の識別率が高い結果が得られ，提案手法の有効性が認められた．しかし，被験者 T を除く被験者において識別率が 80%を下回る結果であったため，識別率の向上には運動イメージを行う訓練が必要であると考えられる．

参考文献

1) T. Weiss, E. Hansen, R. Rost, L. Beyer, F. Merten, C. Nichelmann, and C. Zippel. Mental Practice of Motor Skills Used in Poststroke Rehabilitation has Own Effects on Central Nervous Activation. *International Journal of Neuroscience*, Vol. 78, No. 3-4, pp. 157–166, 1994.

2) G. Pfurtscheller and C. Neuper. Future prospects of ERD/ERS in the context of brain-computer interface (BCI) developments. In *Event-Related Dynamics of Brain Oscillations*, Vol. 159 of *Progress in Brain Research*, pp. 433 – 437. 2006.

3) A. Ubeda, J. M. Azorin, N. Garcia, J.M. Sabater, and C. Perez. Brain-machine interface based on EEG mapping to control an assistive robotic arm. In *Biomedical Robotics and Biomechatronics (BioRob), 2012 4th IEEE RAS EMBS International Conference on*, pp. 1311–1315, 2012.

4) N. Al Moubayed, B.A.S. Hasan, J.Q. Gan, A. Petrovski, and J. McCall. Continuous presentation for multi-objective channel selection in Brain-Computer Interfaces. In *Evolutionary Computation (CEC), 2012 IEEE Congress on*, pp. 1–7, 2012.

5) E. Haselsteiner and G. Pfurtscheller. Using time-dependent neural networks for EEG classification. *Rehabilitation Engineering, IEEE Transactions on*, Vol. 8, No. 4, pp. 457–463, 2000.

6) K. Li, X. Li, S. Ma, and G.W. Irwin. *Life System Modeling and Intelligent Computing*. Springer, 2010.

7) G. Pfurtscheller, G.R. Muller-Putz, A. Schlogl, B. Graimann, R. Scherer, R. Leeb, C. Brunner, C. Keinrath, F. Lee, G. Townsend, C. Vidaurre, and C. Neuper. 15 years

of BCI research at graz university of technology: current projects. *Neural Systems and Rehabilitation Engineering, IEEE Transactions on*, Vol. 14, No. 2, pp. 205–210, 2006.

8) A.K. Engel and P. Fries. Beta-band oscillations - signalling the status quo? *Current Opinion in Neurobiology*, Vol. 20, No. 2, pp. 156–165, 2010.

9) H. Laufs, J.L. Holt, R. Elfont, M. Krams, J.S. Paul, K. Krakow, and A. Kleinschmidt. Where the BOLD signal goes when alpha EEG leaves. *NeuroImage*, Vol. 31, No. 4, pp. 1408–1418, 2006.

10) V. Jurcak, D. Tsuzuki, and I. Dan. 10/20, 10/10, and 10/5 systems revisited: Their validity as relative head-surface-based positioning systems. *NeuroImage*, Vol. 34, No. 4, pp. 1600–1611, 2007.

11) O. Carrera-Leon, J. M. Ramirez, V. Alarcon-Aquino, M. Baker, D. D'Croz-Baron, and P. Gomez-Gil. A motor imagery BCI experiment using wavelet analysis and spatial patterns feature extraction. In *Engineering Applications (WEA), 2012 Workshop on*, pp. 1–6, 2012.

fNIRS 同時計測による協調作業時の複数人脳活動の検討

後藤 真櫻
Mao GOTO

背景：他者との相互作用の中で生成される社会脳科学への関心が高まっている

研究目的：他者と協力して行う作業における生産性を向上する

発表の位置づけ：人-人モデルにおける協調作業時の脳活動の検討を行う

方法：同期協調タッピング課題を行った際の脳血流変化を fNIRS 装置を用いて計測する

結果：タッピングスコアと社会的スキルには関係性が見られたが，脳血流変化には関係性を見出すことが出来なかった

1　はじめに

複数の人間が一緒に作業をする際，お互いに影響を及ぼし合いながら作業を進めていく．この際，複数の人間人が協力して作業をすることによって，新しい価値が創造される．これを協調動作と呼ぶ．人間同士の協調動作を円滑にするために不可欠であることの一つとして，互いのタイミングを合わせることがあげられる．私たち人間は，常に変化し続ける動的環境に適応しつつ生活を送っている．この時に必要となるのがタイミングを合わせる能力である．人間のタイミング機構を明らかにするための研究を三宅らが行っている．三宅らは外的イベントが単純である場合と複雑な場合では人間のタイミング制御機構が異なることを報告している [1]．しかしながらこれは人間が与えられるリズムに一方的に合わせる実験系である．人間同士の協調作業で見られるタイミングの共有という，双方向の過程を測定することができない．

本研究では，人間同士が協調作業を行っているときの脳の活動について調査することを目的としている．そのためにまずは機械に対する協調作業について調査を行う人-機械システムにおいて脳の活動部位を特定した．現在は，次の段階である，人-人システムにおいて 2 名の人間同士の協調作業について調査を進めている．本稿では現段階での調査結果について報告をする．人-人システムでは，人間のコミュニケーションの基盤となる双方向的なタイミング共有過程を調査するために先行研究 [2] に基づき，同期協調タッピング課題を行っている際の 2 名の被験者の脳の活動を fNIRS (functional near-infrared spectroscopy) 装置を用いて確認する．

2　同期協調タッピング課題

同期協調タッピング課題は，人間同士のタイミング合わせを調査するためにタイミング機構研究における実験系の課題として用いられてきた [2]．本課題は 2 名の被験者によって構成され，それぞれの被験者に対して，他方の被験者のタッピングのリズムにできる限り同調してタップを行う．ただし，両被験者のタップが徐々に加速，もしくはタッピングが止まってしまうのを防ぐため，1〜2 秒の周期でタップする．記録された n 番目のボタン押し (Tap) 時刻を Tap(n) として，2 名の被験者間での非同期量 SE (Synchronization Error) を解析の対象とし，以下の式 (1) に定義する．Fig.1 に同期協調タッピング課題における時間的関係を示す．

$$\mathrm{SE}(n) = \mathrm{Tap_A}(n) - \mathrm{Tap_B}(n) \tag{1}$$

3　実験

3.1　実験概要

人-機械システムにおいて協調に関する脳の活動部位を下前頭回・上前頭回と特定したため，本実験ではそれら関心領域に焦点を当て，2 名の被験者が 1 組となって同期協調タッピング課題を行っている際の脳血流変化について検討を行う．同期協調タッピング課題は，一方の被験

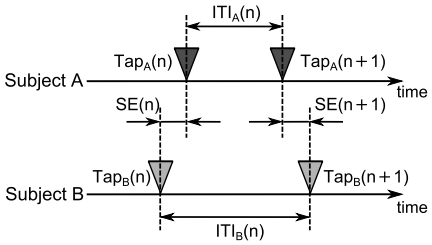


Fig. 1　被験者のタップ間での時間的関係

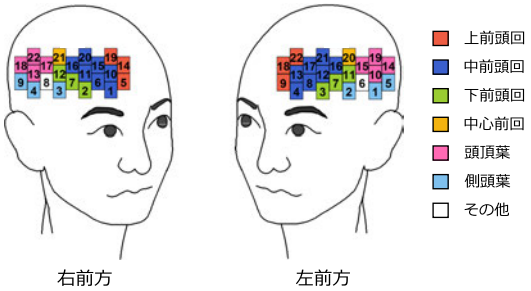


Fig. 2　各プローブの CH と脳部位の位置関係

者のボタン押し動作が，他方の被験者に音刺激として与えられる構造をしている．先行研究では 110Tap に定めていたが，回数を定めると被験者ペアによって課題遂行にかかる時間が異なってしまう．本実験では脳血流変化の計測も行っており被験者ペア間の比較を容易にするため，タスクの時間を統一した．そのため，被験者ペアによってタップの回数が異なる．また，人-機械システムの結果より，音を聴くことが脳血流に影響を与えることが示唆されたため，音の影響を除くために 1 秒間隔の音刺激を用いて音のみを聴く課題も行う．被験者は，2 名を 1 組とし，女性健常者 9 組 7 名 (年齢 : 23 歳，利き腕 : 右) を対象とした．各ペアの被験者を被験者 A，被験者 B とした．実験環境として温度は 22.5~22.9 °C，湿度は 52~56 %であった．両被験者間をパーティションで仕切り，聴覚刺激を阻害する可能性のある雑音源をできるだけ排除するためノイズキャンセラー付イヤホンを使用した．

脳血流変化の計測には fNIRS 装置 (ETG-7100，日立メディコ) を用いた．fNIRS 装置のサンプリング周波数は 10 Hz である．プローブの設置は脳波電極配置の国際基準である国際 10-20 法を参考に行った．プローブは正中線を中心とした左右に 3 × 5 のプローブを 1 人につき 2 つ設置した．本実験に用いたプローブと脳の部位の関係を Fig.2 示す.

本実験における協調作業では，コミュニケーションの基盤となるタイミングの共有が被験者のペアによって異なると考えたため，社会的スキルを評価する心理学的指標の一つである KiSS-18 を用いて実験後にアンケートを行った [3)]．KiSS-18 には下位尺度として「問題解決スキル」「トラブル処理スキル」「コミュニケーションスキル」がある．また同期協調タッピング課題に対するアンケートを実験後に，心理状態を測る POMS (Profile of Mood States) を実験前後に行った [4)]．

3.2　実験設計

被験者は椅子に座ったまま，イヤホンを装着し提示される音刺激に合わせる同期協調タッピング課題を行う．本実験では刺激提示を行うプログラムを Presentation ソフト[1]を用いて作成した．提示音刺激は，500 Hz の sin 波を 100 ms 間被験者に提示した．タッピングの動作に慣れるために，被験者ペアは実験前に同期協調タッピング課題の練習を行った．音のみを聴く課題では，前レスト 30 秒，タスク 150 秒，後レスト 50 秒とし，タスク中は提示される音刺激を意識的に聴いた．実験中一貫して画面中央に表示される「+」を注視する．同期協調タッピング課題も音を聴く課題同様，計測時間は前レスト 30 秒，タスクを 150 秒，後レスト 50 秒とし，画面注視を行った．音を聴く課題の後，同期協調タッピング課題を行った．

[1]Neurobehavioral Systems，http://www.neurobs.com/

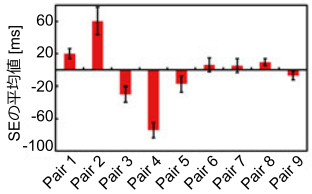


Fig. 3　各ペアにおける SE の平均値

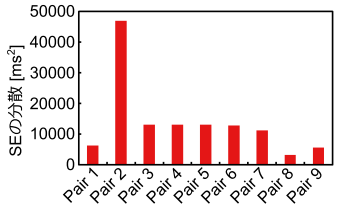


Fig. 4　各ペアにおける SE の分散

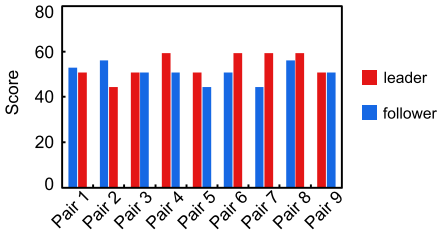


Fig. 5　KiSS-18 の標準化得点

4　実験結果

4.1　タッピングスコア

各ペアにおける SE を算出し，その結果を Fig.3 に示す．式 (1) より，算出された SE の符号が正であれば被験者 B が比較的先にタップを行い，leader としてタスクを遂行したことを示す．一方，SE の符号が負であれば，被験者 A が leader としてタスクを遂行していたことを示す．すなわち，ペア 3，4，5，9 においては被験者 A が leader，被験者 B が follower の役割を果たし，ペア 1，2，6，7，8 においては被験者 B が leader，被験者 A が follower の役割を果たしたことを示す．

また SE の分散を Fig.4 に示す．分散を算出することにより各ペアが安定してタップできたかどうかを確認することができる．外れ値検定により，ペア 2 を除外した．

4.2　KiSS-18

KiSS-18 の素点を標準化した得点を各ペアごとに Fig.5 に示した．タッピングスコアである SE の結果に基づき，各ペアを leader と follower で色分けをした．

4.3　脳血流変化

2 人の脳血流変化の関係性を示すために，着目領域である下前頭回と上前頭回の各ペアの 2 人の脳血流の相関係数を取った．右前頭部における上前頭回を CH5，14，19，下前頭回を CH2，7，12，左前頭部における上前頭回を CH9，18，22，下前頭回を CH3，7，11 とし，各 CH の平均値をその部位の代表値とした．各部位において，式 (2) における x を被験者 A の脳血流変化，y を被験者 B の脳血流変化として計算した．脳血流変化データには，酸素化ヘモグロビンの濃度変化を用いた．

$$r_{xy} = \frac{\sum_{i=0}^{n}(x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=0}^{n}(x_i - \bar{x})^2}\sqrt{\sum_{i=0}^{n}(y_i - \bar{y})^2}} \tag{2}$$

左右の下前頭回，上前頭回の相関係数の結果を Fig.6，Fig.7 に示す．Fig.6 より，上前頭回において被験者のペアによって正または負の相関係数が異なる傾向になった．また Fig.7 より，下前頭回においては比較的正の相関係数を取る被験者ペアが多い傾向となった．

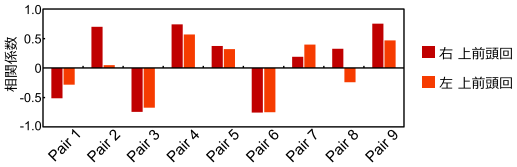


Fig. 6　上前頭回における相関係数

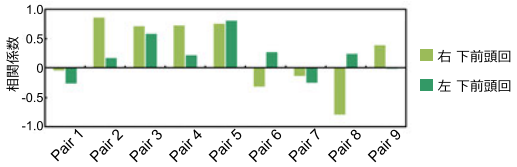


Fig. 7　下前頭回における相関係数

5　考察

5.1　タッピングスコアと社会的スキル

SE の平均値 (Fig.3) より各ペアを leader と follower に分けることができた．ここで Fig.5 の結果より，ペア 3〜9 において社会的スキルのスコアが相手よりも高い，もしくは同程度である場合に同期協調タッピングにおいて leader となってタスクを遂行することが伺える．このことより，社会的スキルが高い人ほど同期協調タッピング課題では leader としての役割を果たす可能性が示唆された．

5.2　脳血流変化

2 人の脳血流には関連があると考え，相関係数を取ったが，顕著な傾向を見ることはできなかった．しかしながら，下前頭回においては，正の相関値を取るペアが多かった．これは [5] らの研究結果より下前頭回においてリズム処理が行われているためであると考えられる．一方で，上前頭回においては，[6] らの報告より，相手の行動を予測する機能が働くと考えた．2 人の脳血流の相関係数に傾向が見られなかった結果から，着目部位として上前頭回，下前頭回を定めていたが再検討する必要性が考えられる．

6　結論

本稿では，2 名の人間の協調作業における脳の活動の様子を検討するために，人-人モデルにおいて同期協調タッピング課題を用いた fNIRS 実験を行った．SE の平均値・分散より，タスクにおける leader と follower を分類した．そして社会的スキルのスコアより，各ペアにおいて社会的スキルが高い人ほど同期協調タッピング課題を遂行する際に leader としての役割を果たす傾向が見られた．人-機械システムの結果より，下前頭回と上前頭回が協調に関する部位であると示唆されたためそれらに焦点をあてた．2 人の脳血流の相関係数より，下前頭回においてはリズム処理の機能が働いたため多くの被験者ペアにおいて正の相関係数が得られた．しかしながら上前頭回では被験者ペアによって正または負の相関係数が得られ，傾向が異なった．今後は，2 人の脳血流変化について更なる調査を進め，タッピングスコアや社会的スキルの結果と合わせて検討を行う．

参考文献

1) 武藤 ゆみ子, 三宅 美博, エルンスト・ペッペル. 複雑な外的イベントとの同期における 2 種類のタイミング制御機構：自動的な機構と認知に制御された機構. 第 19 回自律分散システム・シンポジウム資料, pp. 115–120, 2007.

2) 今誉, 三宅美博. ヒューマンインタフェース学会論文誌,.

3) 菊池 章夫. 社会的スキルを測る：KiSS-18 ハンドブック. 川島書店, 2007.

4) 横山 和仁. POMS 短縮版手引と事例解説. 金子書房, 2006.

5) N. Konoike, Y. Kotozaki, S. Miyachi, C. M. Miyauchi, Y. Yomogida, Y. Akimoto, K. Kuraoka, M. Sugiura, R. Kawashima, K. Nakamura. Rhythm information represented in the fronto-parieto-cerebellar motor system. *Neuroimage*, Vol. 63, No. 1, pp. 328–38, 2012.

6) A. L. Reiss X. Cui, D. M. Bryant. Nirs-based hyperscanning reveals increased interpersonal coherence in superior frontal cortex during cooperation. *NeuroImage*, Vol. 59, No. 3, pp. 2430 – 2437, 2012.

色温度が視覚探索の課題成績に及ぼす影響と探索時の脳活動の検討

大西 夏子
Natsuko ONISHI

背景：オフィスにおける知的生産性および快適性の向上のための照明環境の需要の高まり

研究目的：執務者の心理状態を考慮した集中力向上のための色温度環境の提供

発表の位置づけ：視覚探索課題時における脳活動と遂行時の色温度環境が及ぼす影響の検討

方法：課題遂行時の代表的脳血流データの生成と 3 種類の色温度環境下における課題成績の検討

結果：被験者がより快と感じる色温度環境下で課題成績の向上

1　はじめに

近年，オフィスにおける知的生産性及び快適性の向上が求められている．先行研究により，オフィス照明の色温度が執務者の作業効率や心理的・生理的要因に影響を与えることが報告されている [1)]．また，近年では，知的照明システムの導入により，執務者の嗜好に合わせた快適な作業環境の提供が進められている [2)]．照明と作業パフォーマンスにおける研究が進められている一方，色温度が脳にどのような影響を及ぼすのかは未解である．

そこで，本研究では，異なる色温度環境において注意を測る課題である視覚探索課題 (Visual Search Task : VST) を行い，パフォーマンスの違いを調査した．本稿では，色温度環境間のパフォーマンスの違い，基準色温度である white の環境下での視覚探索課題時の脳活動の検討を行うことを目的とする．

本研究では，脳活動の調査に，非侵襲性，低拘束性，可搬性を備えた fNIRS(functional Near-infrared Spectoscopy) を用いて神経活動時の脳血流量変化の計測を行った．本稿では，色温度間の脳活動を比較する前段階として，日常生活で最もよく用いられている昼白色光 (white) 環境下における脳血流変化を計測し，代表的データの作成により脳活動を検討する．本稿では，視覚探索時の脳活動を検討するとともに，色温度環境間のパフォーマンスの違いを示す．

2　注意と色温度環境

光環境が人体に及ぼす影響の研究が進められており，先行研究により，色温度が高い環境において注意をはかる課題のパフォーマンスの向上が確認されている [3)]．色温度とは，光源が発する光の色の数値的な尺度であり，単位は K（ケルビン）で表される．本稿では，注意機能を測る課題として視覚探索課題を用いる．次節に，視覚探索課題について述べる．

2.1　視覚探索課題

視覚探索課題とは，複数の妨害刺激 (distractor) の中からある特定の目標刺激 (target) の有無を判断する実験課題である．視覚情報処理過程は，特徴統合理論によると，基本的特徴の抽出段階とそれら基本的特徴の統合段階に分割して考えられる．基本的特徴とは，線分，方向，色，弧などのことである．基本的特徴の抽出段階では，ポップアウトと呼ばれる現象がある．ポップアウトとは，ある対象物が他の対象から非常に目立って，飛び出して知覚される現象のことである [4)]．この段階では，注意を必要としない過程であると考えられており，一般的に前注意段階と呼ばれている．

特徴の統合段階では，個々の探索対象に注意を系列的に向けていくことで探索が遂行される．判断の際に様々な特徴を統合して探索を行う必要性があり，探索対象数に応じて反応時間が増加するような場合を系列探索と呼ぶ．本研究では，文字を用いた視覚探索の被験者実験を行う．本稿では，3 種の色温度環境下における課題のパフォーマンスの違いと昼白色光環境下

における視覚探索時の脳活動の検討を行う．

2.2　色温度環境下における実験

2.2.1　実験概要

3 種の色温度環境下のもとで，視覚探索課題を行った際のパフォーマンスの違いを検討する．本実験は，13〜16 時の時間帯で，知的オフィス環境創造システム「D-SOL(Doshisha University Smart Office Laboratory)」にて行った．被験者は成人女性 4 名 (23 歳) であった．実験環境の詳細を Table. 1 に，実験風景を Fig. 1 に示す．

注意をはかる課題として，視覚探索課題を用いた．実験設計は Fig. 2 に示すように，課題前後に 30 秒間，＋を安静状態で注視し，視覚探索課題を 90 秒間行った．本実験では distractor を「L」，target を「T」とし，40 個の distractor から target を探索する内容である．distractor の L は，0°，90°，180° 270°，target の T は 90° もしくは 270° に回転させたものをランダムに表示させた．被験者には，T が 90° であれば m キー，270° であれば n キーを素早く押すように指示した．課題は Presentation により，最大 3 秒間表示され，被験者が回答すると次の問題が提示されるように設定した．

また，実験後に被験者に各色温度下での作業時に感じた快・不快について Fig. 3 に示す，VAS(Visual Analog Scale) によるアンケート調査を行った．

2.2.2　検討方法

- 課題成績
  課題成績の評価に反応時間およびエラー率を用いた．エラーは，反応時間が 3 秒以上のものおよび T の向きの誤って回答したものとした．反応時間は，刺激が提示されてから被験者が反応するまでの時間とした．平均反応時間は，エラーの場合を除く反応時間の平均値，fast10 % は全反応数の早いものの 10 % の平均値とした．
- 心理状態
  VAS のアンケートで左端を不快 (0 点)，右端を快 (10 点) とし，10cm の直線上に×印をつけてもらい，主観的な快の度合いを調査した．　左から×印までの距離を測り，その値

(a) White　(b) Blue　(c) Red

Fig. 1　実験風景

Table. 1　実験環境

光環境	色温度 [K]	照度 [lux]
White	4535 ± 32.1	639 ± 11.4
Blue	7056 ± 20.9	971 ± 26.6
Red	3053 ± 31.4	305 ± 1.7

Fig. 2　実験設計

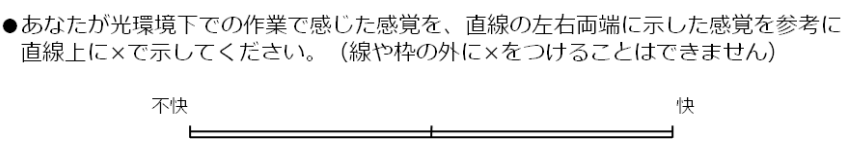


Fig. 3　VAS アンケート

を各色温度下での快の点数とした.

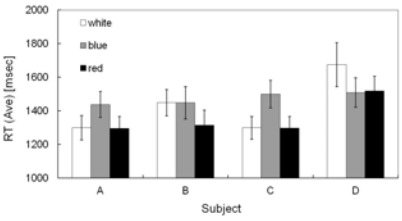
2.2.3 実験結果

平均反応時間，fast10 % およびエラー率を Fig. 4 に示す．平均反応時間においては，各被験者において一元配置分散分析の結果，色温度間で有意な差異が見られなかった (p>．05) しかし，fast10 % においては，被験者 B 以外で色温度間で反応時間に有意な差異が認められた (被験者 A : F(2,11)=3.89，p<.01，被験者 B : F(2,12)=3.89，p>.01，被験者 C : F(2,12)=2.86，p<<.001，被験者 D : F(2,12)=4.26，p<.01)．また，エラー率に関しても色温度間で有意な差異は見られなかったものの，エラー率と fast10 % の成績が類似している傾向が見られた.

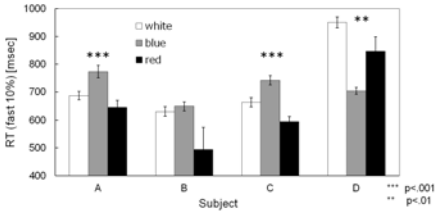
Fig. 5 に fast10 % と VAS の結果を示す．快と感じる課題であるほど，反応時間が早い傾向が見られたため，心理状態と課題成績は関連性があることが示唆された.

3 ブートストラップ法を用いた代表的データの作成

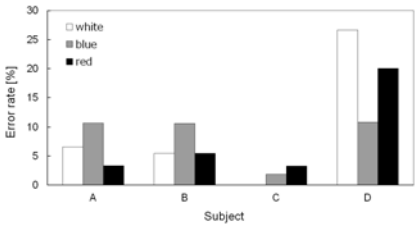
fNIRS 計測により得られた脳血流変化の波形を用いて，代表的データを生成することにより，脳活動を定量的に評価する指標になると考えられる．そこで本研究では，実験で得られたデータから，ブートストラップ法を用いることにより，大量の標本データから尤もらしい波形を生成し，実データとの比較を行い，視覚探索課題時の前頭部の脳活動を推定していく.



(a) 平均反応時間



(b) fast10%



(c) エラー率

Fig. 4　課題成績

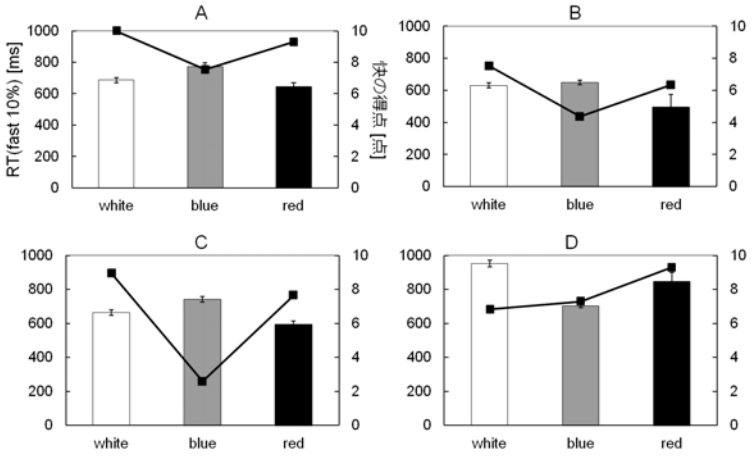


Fig. 5　VAS の得点と fast10%

3.1　ブートストラップ法

観測された標本集団から重複を許し，無作為復元抽出を繰り返して大量の標本を生成することにより，母集団の性質を推測することである．観測データをもとに代表的データを生成するリサンプリング手法である [5]．

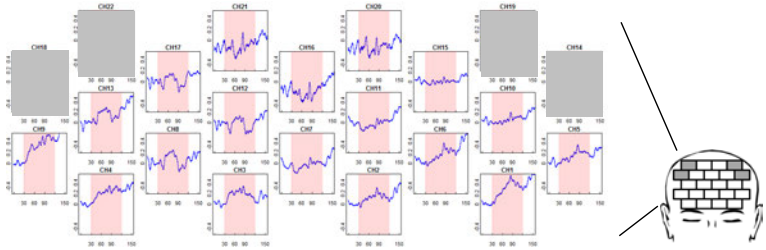
3.2　実データに対する適応

3.2.1　実験概要

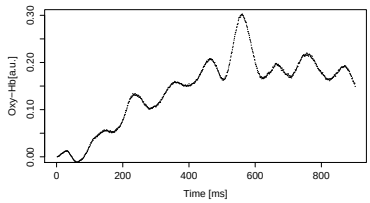
視覚探索課題の遂行時において関連のある，注意，認知，実行機能などの高次脳機能を司る前頭部に着目し，fNIRS データをもとに脳活動の推定を行うことを目的とした．本実験では，fNIRS 装置に ETG-7100(日立メディコ製) を用いた．実験は，14〜16 時の時間帯に行い，被験者は成人女性 4 名 (23 歳) であった．計測部位は，前頭部 (22CH) で，国際 10/20 法を参考に設置箇所を定めた．実験は，white(色温度：4564 ± 78 K，照度：578 ± 16 lux) の環境下で行った．実験課題および実験設計は，2.2 に示したものと同様であった．fNIRS 計測のサンプリング周波数は 10 Hz で，低域通過フィルタ 1.0 Hz の処理を行った．また，全てのデータにおいてタスク開始時の Oxy-Hb を基準とし，ゼロ点補正を行った．

3.2.2　実験結果

全被験者における代表的データを作成したところ，代表的データが減少傾向を示した被験者も存在した．このことは，全体的に減少傾向の CH が多いことやノイズ成分の影響を受けたことが考えられる．本稿では，代表的データに活性傾向が見られた被験者 A に対して検討を行う．Fig. 6 に被験者 A のタスク区間の脳血流変化と，提案手法により生成した代表的データを示す．

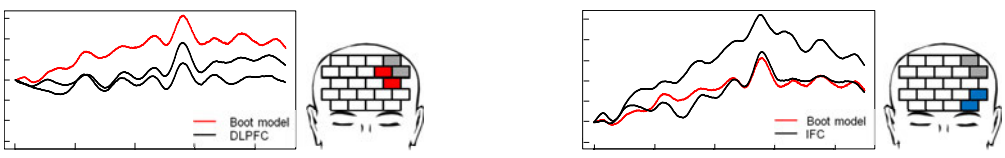


(a) fNIRS 計測データ



(b) 前頭部の代表的データ

Fig. 6　fNIRS 計測データとブートストラップによる代表的データ



(a) DLPFC　　(b) IFC

Fig. 7　代表的データと ROI の比較

4　考察

4.1　心理状態とパフォーマンス

本実験より，快の点数が高いほど反応時間が早くなる傾向が見られた．VAS のアンケート結果より，被験者全員が Blue よりも Red の環境下をより快と感じることから，Red の環境下におけるパフォーマンスの向上につながったと考えられる．Blue で注意の持続をはかる課題のパフォーマンスの向上が見られるという報告を支持する結果とならなかったことから，色温度に対して作業者が感じる快の度合いが大きく影響を及ぼすことが示唆された．

さらに，実験後の口頭アンケートより，課題遂行の達成度は Blue で最も高いと感じられた，との結果を得ている．VAS および口頭のアンケート結果から，被験者が課題に対する達成度と課題成績とは必ずしも同調しないことが明らかとなった．このことより，知的生産性向上のためには，被験者がより快と感じる色温度環境が有効であることが示唆された．

4.2　代表的脳血流データと実データの比較

Fig. 7 に，背外側前頭前野 (DLPFC : dorsolateral prefrontal cortex) および下前頭回 (IFC : inferior frontal cortex) の fNIRS 実験データと代表的脳血流変化を示す．代表的データと実データを比較すると，波形の類似性が高いことが分かる．

5　まとめ

本稿では，視覚探索課題の遂行時の脳活動と異なる色温度環境下における課題のパフォーマンスの違いを検討した．White，Blue，Red の 3 種の色温度環境下で被験者実験を行った結果，Red の環境下で反応時間の fast10% において環境間で有意な差異が認められた．また，VAS のアンケート結果，より快と感じる色温度環境下でパフォーマンスが向上することが示唆された．視覚探索課題時の脳活動の検討では，ブートストラップ法を用いて，fNIRS から得られたデータの代表的データの生成を行った．活性傾向が見られた代表的データと実験データの比較より，注意機能を司る DLPFC および効率よく探索を行うための反復抑制を行うと推測される IFC での高い正の相関関係が見られた．これらの結果より，視覚探索課題において，Target を探索する際に注意機能とともに，より効率良く探索するための抑制機能が働いたことが示唆された．今後は，被験者数を増加し，提案手法による代表的データを用い，Blue および Red における課題遂行時の脳活動との比較を行っていく必要性があると考えられる．

参考文献

1) 井邊浩行 萩原啓 阪口敏彦道盛章弘. 色温度が覚醒度に与える影響. 照明学会全国大会講演論文集, Vol. 220, No. 31, 1998.

2) 三木光範. 知的照明システムと知的オフィス環境. 人工知能学会論文誌, Vol. 22, No. 3, pp. 399–410, 2007.

3) Peter Blattner Peter Oelhafen Thomas Gotz Christian Cajochen Sarah L. Chellappa, Roland Steiner. Non-visual effects of light on melatonin, alertness and cognitive performance:can blue-enriched light keep us alert? *PLoS ONE*, Vol. 6, No. 1, 2011.

4) Narcisse P. Bichot and Jeffrey D. Schall. Priming in macaque frontal cortex during popout visual search: Feature-based facilitation and location-based inhibition of return. *The Journal of Neuroscience*, Vol. 22, No. 11, pp. 4675–4685, 2002.

5) Linda Sommerlade Jens Timmer Bjorn Schelter Malenka Mader, Wolfgang Mader. Block-bootstrapping for noisy data. *Journal of Neuroscience Methods*, Vol. 219, No. 2, pp. 285–291, 2013.

fNIRS 実験時における音圧変化の影響の検討

井上 楓彩
Fua INOUE

背景：作業者を取り巻く環境は, 周囲の機械音や外界の交通騒音などの雑音で溢れている.

研究目的：White noise の音圧レベルの変化に伴う, 作業効率と身体的影響の検討.

発表の位置づけ：3 種の White noise の音圧レベルが及ぼす, 数字記憶課題成績と脳血流変化の差異の検討.

方法：相互相関と Boot Strap 法を用いた Δ Oxy-Hb の類似波形の定性的な解析.

結果：環境音の音圧レベルが上昇するなか短期記憶を維持し続けるには, 下前頭回の活動が必要.

1　はじめに

現代社会において, 多くの人が仕事や勉強といった知的な作業に携わっている. そして, その作業者を取り巻く環境は, 周囲の機械音や外界の交通騒音などの雑音で溢れている. 先行研究において, 知的作業を行う作業者に対して, リラックス効果を促す音環境において仕事の効率が上がることが報告されている [1)] .

一方で, 会話などを含む雑音が, 外界から得た情報の記憶やその抽出に影響を及ぼしている例も報告されている [2) 3)] . このような雑音が, 作業者のストレスとなり, 集中力の低下を招いたり, 作業効率を悪化させたりすることが考えられる [4)] . 例えば, 防音壁などを用いてその音圧を小さくすれ ば, このような負荷を生み出さない可能性も考えられる. しかし, 音の反響や回折現象などを考慮した雑音の排除は, 設備上の理由で困難である. したがって, そのような背景から完全に雑音を排除するの ではなく, 作業者の作業効率に影響を及ぼさない領域まで音圧を制御する方が現実的だと考えられる. そして, 音圧の違いによる作業効率の差異を検討し, 作業者に負担の少ない音圧を見つけ出すことで, より効率的な作業環境の提供が期待される.

実際に, 静音, Mozart, White noise の 3 つの音環境における数字記憶課題の成績と脳血流変化について調査した先行研究から, 短期的な記憶を必要とする作業には静音環境が効果的であると報告されている [5)] . しかし, この研究では音圧の違いについては検討されていない. そこで, 本研究では音圧と作業効率の関係性について着目した. また, 作業者の生理的変化を捉える指標として [6)] , 機能的近赤外線分光法 (functional Near-Infrared Spectroscopy : fNIRS) 装置を用いて脳血流変化を測定した.

この fNIRS 装置は, その機械音が小さく, 音を扱う実験において音圧の統制が取りやすいこと, また拘束性が低く被験者に作業をさせながらの計測が可能であることから, 本研究に適した脳機能イメージ ング装置であると判断した. 本実験では, 異なる音圧が及ぼす, 数字記憶課題の成績と脳血流変化の影 響について検討した.

2　fNIRS(functional Near Infrared Spectroscopy)

2.1　計測原理

fNIRS 装置とは, 近赤外光を用いて脳血流変化をイメージングする装置である [6)] . この装置で用いられる近赤外光の波長は, 生体を透過しやすい 700〜900nm であり, 頭表皮から約 30mm 深部にある大脳皮質まで到達することができる. また, 近赤外光は血中に存在するヘモグロビンによって吸収される性質をもつ. これらの近赤外光の性質を利用して, fNIRS 装置は次のプロセスを経て脳血流変化を計測する. まず, 頭表皮上から照射された近赤外光は大脳皮質内を拡散し, 血中ヘモグロビンによって吸収される. その後, 吸収を免れ大脳皮質内を乱反射していた近赤外光は, 照射部位から約 30[mm] 離れたヵ所で検出される. 照射光と検出光それぞれの強度から, 式 (1) に示す Modified Lambert-Beer の法則に従い, 酸素ヘモグロビン (以下, Oxy-Hb) と脱酸素ヘモグロビン (以下, Deoxy-Hb) の相対量変化が算出される [7)] . 以上より,

脳血流は活性時に Oxy-Hb 量が増加, Deoxy-Hb が減少することから脳血流変化量を知ることができる [8] .

$$log\left(\frac{I_o(\lambda)}{I(\lambda)}\right) = (\varepsilon_{oxy}\Delta C_{oxy} + \varepsilon_{deoxy}\Delta C_{deoxy}) + \Delta S \tag{1}$$

$I_o(\lambda)$: 照射光の強度
$I(\lambda)$: ヘモグロビン吸収後の赤外線強度
ε : ヘモグロビンの吸光係数
C : 血中のヘモグロビン濃度
d : 光路長

2.2 BOLD 効果 (Blood-Oxygen Level Dependent Effect)

BOLD 効果とは, 脳の神経活動の亢進により相対的に Oxy-Hb が過剰とな り Deoxy-Hb が減少する現象のことである [9] . 神経活動が発生すると, 神経細胞による酸素消費が起こり, 局所的に血流量が増加する [10] . しかし, 酸素消費量は血流増加量の約半分以下にとどまることから, 相対的に Oxy-Hb の余剰が発生する. fNIRS 装置は, BOLD 効果より生み出された Oxy-Hb を検出し, 脳血流変化を捉えている. また, 神経活動の様子が Oxy-Hb へ反映されるまで, 5〜6 秒要することが先行研究より知られており, 脳血流変化に伴う脳活動を調査する際は, このような生理的特性を考慮する必要がある.

2.3 fNIRS 装置の長所・短所

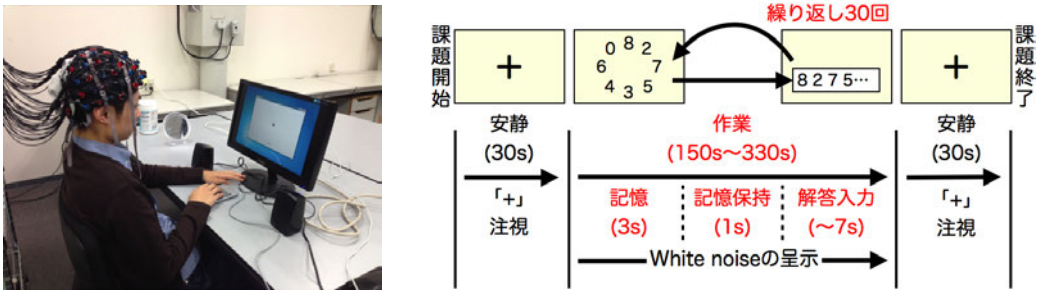
fNIRS 装置は近赤外光を利用した計測装置であり, その物理的特性を活かした長所は次のとおりである. まず, 近赤外光は有害な影響を生体へ及ぼさないことで知られている [11] . そのため, 複数回に渡る反復計測や, 乳幼児から高齢者を被験対象とした計測が可能になる. また, fMRI(functional Magnetic Resonance Imaging:機能的核磁気共鳴画像法) 装置とは異なり磁気障害を起こさないため [12] , 電子機器製品の持ち込みが可能になる. これにより, 被験者に動画や音楽の視聴させた fNIRS 計測が可能になる. 一方, デメリットとして 700〜900nm 程度の波長では, 頭表皮から約 30[mm] までしか到達せず, 大脳皮質より深部の計測は不可能である. また, 近赤外光は大脳皮質内を乱反射してしまうことから, 空間分解能が低く約 10〜30[mm] である. したがって, 活性部位と脳の機能との関係は, それ以上の精度で行うことができない. 最後に, 個人差の問題がある. 大脳皮質の形状や内部組織は被験者により個体差が生じるため, 複数の被験者を比較するときデータの取扱いが複雑となる.
以上の長所・短所のほか, fNIRS 装置の動作音は小さく, 周囲の環境音をテーマにした本研究の計測装置として適していること, また, 頭部にプローブを設置するだけなので拘束性が低く, 計測中に動作を伴う課題をさせることが可能になることから, 数ある脳機能イメージング装置のなかから fNIRS 装置を選択した.

3 実験概要

3.1 実験目的

本実験の目的は, 外界騒音に模した White noise を 3 種類の音圧レベルで呈示し, 作業成績と脳血流変化の関係性を検討することである. 作業成績を測る方法として, 音環境と作業効率を検討する先行研究を参考に [13] [14] , ランダム順に表示した数列を短時間に記憶する数字記憶課題を行った. 本課題については 3.3 にて詳しく説明する. White noise を呈示する際の 3 種類の音圧レベルとして, まず, 呈示音は再生せずに耳栓を装着した環境 (以下, 静音), そして, 60dB(自動車内の音圧レベルに相当), 最後に, 式 (2) に従い 60dB の 2 倍の音圧をもつ 80dB(電車内の音圧レベルに相当) を用意した [3] . また, 全ての音環境には fNIRS 装置の動作音 (48dB) を含む. これらを呈示した際の作業成績と脳血流変化について調査した.

$$dB = 20log(10^{i}X) \tag{2}$$



(a) 実験風景　　(b) 数字記憶課題の流れ

Fig. 1　実験概要

3.2　実験環境と被験者

本実験では fNIRS 装置として ETG-7100(Hitachi medical Co.Japan) を使用し, 計測部位は前頭部を 22CH, 左右の両側頭部をそれぞれ 24CH とし, プローブ設置は脳波電極配置の国際基準である国際 10-20 法に準拠した. また, 心拍の影響による脳血流変化を取り除くため, 低域通過フィルタを 1.0[Hz][15)], また, 脳血流データの平滑化を行うため, 移動平均処理を 10[s] で施した. 実験時の室内環境は気温 23.6 ± 1.87 [° C], 湿度 58.4 ± 3.9 [%] であった. また, 被験者は, 男性健常者 4 名, 女性健常者 4 名 (年齢:22.6 歳± 0.5) であった.

3.3　実験設計

本実験で被験者に課した, 数字記憶課題と実験の流れについて説明する. 実験風景を Fig. 1(a) に示す. 課題の流れを Fig. 1(b) で図示し, 詳細を以下に述べる.

1. 【安静】
   画面に表示された「+」を注視しながら, 安静状態を 30 秒間保つ. そしてこれと同時に作業時における数字入力の影響を差し引くためタッピング運動 [16)] を行ってもらう. なお, カウンターバランスを保つため, 雑音を提示する音 圧レベルの順序は被験者によってランダムである.
2. 【作業】
   円形に表示されるランダムに出力された 8 つの数字を, 3 秒間で記憶する. 次に, 解答の入力画面が現れるまでの 1 秒間で, 先に記憶した数字の保持を行う. その後の解答入力はキーボードを用いて 7 秒以内で行う. この作業を 30 回繰り返す. White noise の再生はこのとき行われる.
3. 【安静】
   作業終了後, 作業時に活性した脳血流変化が落ち着くまで, 「+」を注視しながら約 30 秒間安静状態を保つ. このときも 1. と同様の理由で, タッピング運動を行ってもらう.

4　実験結果と考察

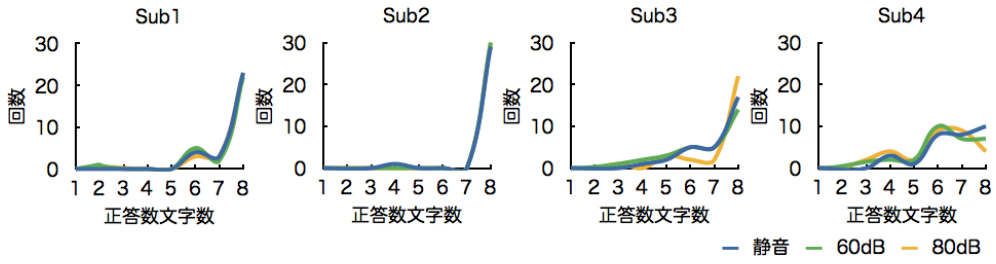
4.1　数字記憶課題

数字記憶課題の成績を Fig. 2 に示す. 各被験者, 正答文字数の傾向を調査するため, 1 試行あたりの正答文字数をもとにした全 30 試行分の度数分布を作成した. すると, 度数分布の傾向には 2 パターン存在することが分かった. そこで, 3 種の音圧全てに同様の分布を示す被験者群 (Group A) と異なる分布を示す被験者群 (Group B) と定義した. 今後, 脳血流変化の考察には, 2 群間の差異に着目していく.

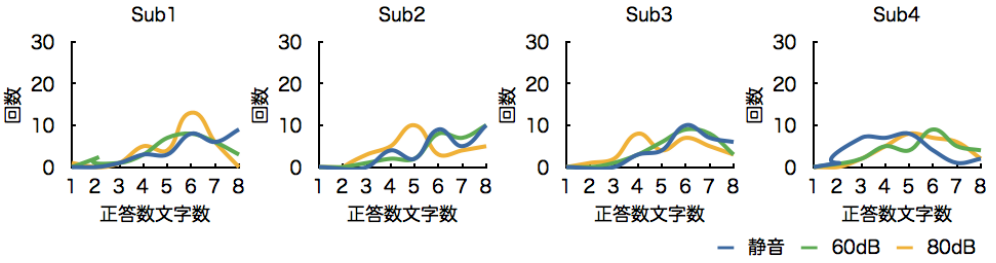
4.2　脳血流変化

2.2 で述べた BOLD 効果より, Oxy-Hb を指標として脳神経活動の様子を伺うことができる. そこで, 本実験で使用した fNIRS 装置では, Δ Oxy-Hb と Δ Deoxy-Hb を検出することができるが [7)], データ処理には Δ Oxy-Hb のデータのみを扱うことにした.

今回のデータ処理の目的は, Δ Oxy-Hb の類似波形が出現する CH とその波形の特徴を調査である. 本目的を掲げた理由は 2 つある. 1 つめに, 課題による脳神経活動は局所的に起こら

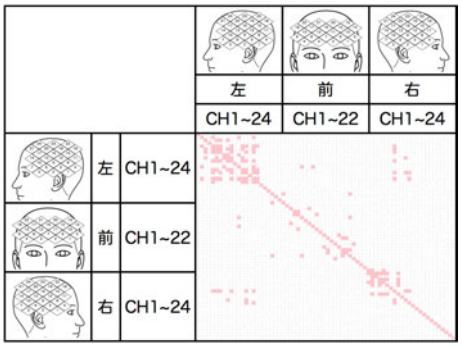


(a) Group A

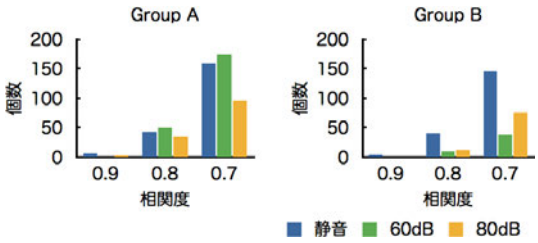


(b) Group B

Fig. 2　数字記憶課題の成績



(a) 相関の高い CH の調査 (例)



(b) 該当 CH の個数

Fig. 3　相関度の検討

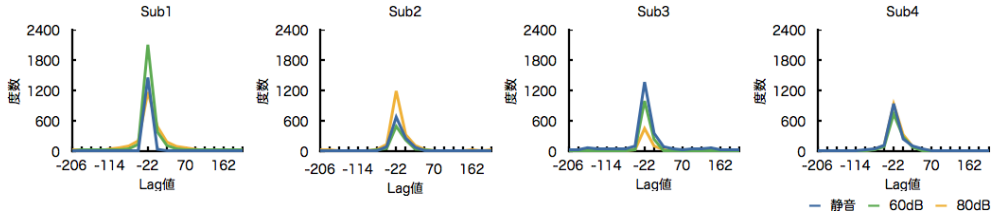
ないことが挙げられる．なぜなら，神経活動によって増加した Oxy-Hb は，血流にのって他所へと伝搬して行くからである [17) 18)]．したがって，類似性の高い波形を複数発見することができれば，そのヵ所に何らかの神経活動があったと考えられる [19)]．

2 つめに，Δ Oxy-Hb データに個人差を多く含むことが挙げられる [20)]．なぜなら，2.3 で述べたとおり，大脳皮質の形状や内部組織により，Δ Oxy-Hb には個体差が生じてしまうからである．従来は，Δ Oxy-Hb データを時間積分した後に正規化処理 [21)] を行っていたが，これでは波形の形状を把握することできない．したがって，今回は積分値などの定量的な解析を行わず，Δ Oxy-Hb の類似波形の出現箇所を調査することにより定性的な解析を目指す．

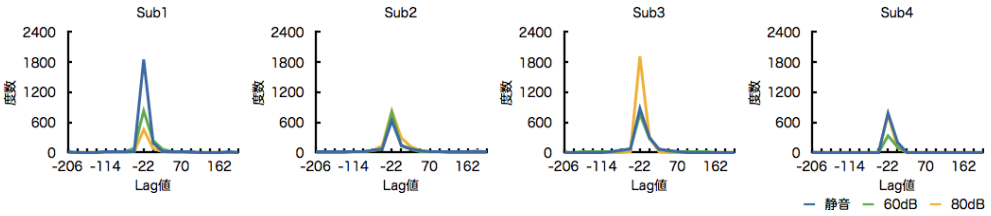
4.2.1　相関度の検討

Δ Oxy-Hb の類似波形の出現箇所の調査にあたり，相関度をどの程度に設定するのか検討した．計測に用いた全 70CH の Δ Oxy-Hb 波形を総当りで相互相関し，このときの相関度を求めた．

Fig. 3 は全 CH の相関度を調査したときの資料の一例であり，特に相関度の高い CH を赤く示した．その後，相関度を 0.9 以上になる CH の個数，同様に 0.8 以上，0.7 以上の個数を調べ Fig. 3(b) に示した．相関度を 0.9 以上に限定したとき，Group A，Group B ともに該当する CH はほぼ見られなかったが，0.7 以上まで下げると該当 CH が数多く現れた．そこで，次節以降では相関度 0.7 以上の CH に着目し，考察を行っていく．



(a) Group A



(b) Group B

Fig. 4　Lag 値の度数分布

4.2.2　Lag 値の検討

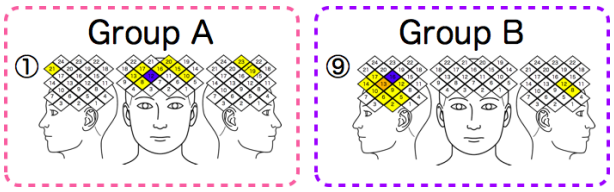
2.2 より, 神経活動が脳血流へ反映されるまで 5〜6 秒要することが知られている [22]. そこで, 相関度が最大になるとき, 互いの Δ Oxy-Hb 波形の時間軸のズレを示す Lag 値に着目した. この Lag 値の度数分布を調べ, Fig. 4 に示した. すると, 全ての被験者で Lag 値=-100〜100(つまり, 0.1 秒刻みでサンプルをとる fNIRS 装置における-10 秒〜10 秒のこと) の区間で相関度が最大となることが分かった. したがって, 神経活動による脳血流の伝搬は約 10 秒以内で完了すると推測される. 次節以降では Lag 値=-100〜100, そして 4.2.1 を踏まえ相関度 0.7 以上に該当する CH に着目する.

4.2.3　類似波形の出現箇所

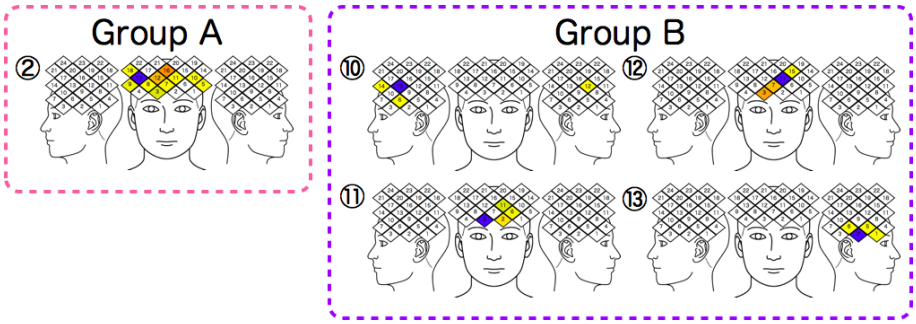
4.2.1 を踏まえ相関度が 0.7 以上, そして 4.2.2 を踏まえ Lag 値が-100〜100 の条件を満たす該当 CH は Fig. 5 のとおりになった. 着色してある CH は, 各 Group の全被験者 4 名が上記の条件を満たすことを示している. そして, 青く示した CH が相互相関をとるときに基準とした CH. 黄で示した CH が Lag 値=0 で, 相関度が最大となった CH であり, Lag 値=-100 に近づくにつれ緑, Lag 値=100 で赤へと変化するように着色した.

Group A の該当 CH は, 静音, 60dB では前頭部に多くみられたが, White noise の音圧が上昇し 80dB になったときには両側頭部でも該当 CH が見られるようになった. しかし, Fig. 5(c), Group A の (7) の類似波形の出現パターンでは該当 CH が離散しており, また, 前頭部でみられる Lag 値と右側頭部でみられる Lag 値が大きく異なっていることから, 同一の脳神経活動に起因した脳血流変化ではない可能性が示唆された. したがって, 3 種の呈示音圧において, 数字記憶課題の成績に大きな変化のみられない Group A では, 脳神経活動の発生箇所を前頭部から左側頭部へと移すことが分かった. 該当 CH がみられた箇所は, 短期記憶を司る下前頭回と一致する [23) 24)]. よって, 周囲の環境音の音圧が上昇しても課題成績を維持するには, 下前頭回の助けが必要であることが示唆された.

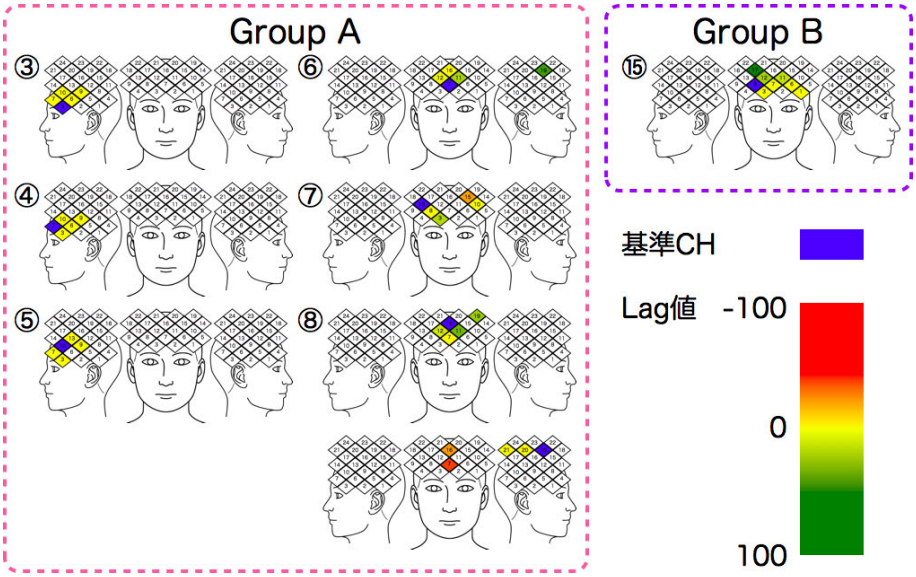
一方, Group B の該当 CH の出現箇所は, Group A とは対称的な結果が得られた. 静音では両側頭部にみられた該当 CH が, White noise の音圧が上昇するに従い前頭部でも見られるようになり, 80dB においては前頭部でのみ該当 CH を確認することができた. したがって, 3 種の呈示音圧において, 数字記憶課題の成績に大きな変化のみられる Group B では, 脳神経活動の発生箇所を両側頭部から前頭部へと移すことが分かった. 静音, 60dB の White noise を呈示したときにみられた該当 CH の箇所は, 聴覚野と一致する [25) 26)]. 60dB で聴覚野が活性した理由は White noise を聴取したためであると推測されるが, 静音では NIRS 装置が発する装置音による影響であると考えられる. 80dB では前頭部において該当 CH が現れたことから, 呈示音圧が上昇する状況下で数字記憶課題遂行するにあたり, 前頭部の神経活動の助けを借りた



(a) 静音



(b) 60dB



(c) 80dB

Fig. 5　類似波形の出現箇所

と推測される.

以上より, 両 Group において, White noise の呈示音圧と脳神経活動が発生している箇所に対照的な差異がみられることが分かった. そして, 該当 CH の多くが左側頭部, 前頭部でみられ, 右側頭部ではあまり見受けられないことが分かった. 言語処理が左脳で行われていることが先行研究により明らかにされている [27]. したがって, 数字記憶課題の際に提示した数字を, 被験者が文字の一種として認識したため, 右側頭部より左側頭部において該当 CH が多く見受けられたと考えられる.

最後に, 大抵の Lag 値は両 Group ともに Lag 値=-10〜10 以内に収まることが分かった. つまり, 類似波形の伝搬は約-1 秒〜1 秒以内に完了していると推測される. このことから, Lag 値=-10〜10 以内に収まらない該当 CH は, 他の脳神経活動の影響を受けていると考えられる. これらの CH を誤抽出として扱うのか, 慎重な判断が必要となる.

4.2.4 類似波形の形状

4.2.3 で抽出した Δ Oxy-Hb の類似波形の出現箇所より, 相互相関をとる際に基準にした CH(Fig. 5 で青く示した CH) を基に Table. 1 のようなパターン分けを行った. Fig. 5 で紹介した該当 CH がどのような Δ Oxy-Hb 波形をしているのか調査するため, BootStrap 法 [28) 29)] による Δ Oxy-Hb 波形の推定を行い Fig. 6 に示した. BootStrap 法を選択肢た理由は次の通りである. Δ Oxy-Hb の増加は 2.2 で紹介した BOLD 効果によって引き起こされるが, しばしば近隣部位の Δ Oxy-Hb を吸収してしまう減少がみられる [22)] . つまり, 複数の近隣 CH 同士で Δ Oxy-Hb の平均を求めると, Oxy-Hb 量を相殺してしまう可能性がある. 一方で, BootStrap 法なら Δ Oxy-Hb 波形の性質を損なわずに, 複数 CH の性質を推定することができる. 本研究の目的は, 4.2 の冒頭で述べたとおり, Δ Oxy-Hb の定量的な解析ではなく, Δ Oxy-Hb 類似波形の定性的な解析である. したがって, 標本集団から繰り返し得られる再標本データより, 母集団の性質を推定することができる BootStrap 法を採用し, Δ Oxy-Hb 類似波形の考察した. 次に, 各 Group の波形について考察する.

まず, Group A では前頭部では Δ Oxy-Hb に大きな変化がみられなかったのに対し, 左側頭部では大きな変化がみられた. しかし, Sub1, Sub3 では左側頭部の Δ Oxy-Hb が減少したのに対し, Sub2, Sub4 では Δ Oxy-Hb が上昇した. 左側頭部の該当 CH は, 記憶作業に必要な下前頭回付近 [23)] であると推測され, Δ Oxy-Hb は上昇すると予想されていた. しかし, Sub1, Sub3 の Δ Oxy-Hb が減少したことから, NIRS 装置のプローブ設置箇所にズレが生じていたと考えられる. 今後, MRI(Magnetic Resonance Imaging) 装置など空間分解能の高い脳機能イメージング装置などを利用し [30)] , 各被験者ごとに正確な下前頭回の位置を特定し, 再度, NIRS 装置による計測を行う必要があると考えられる.

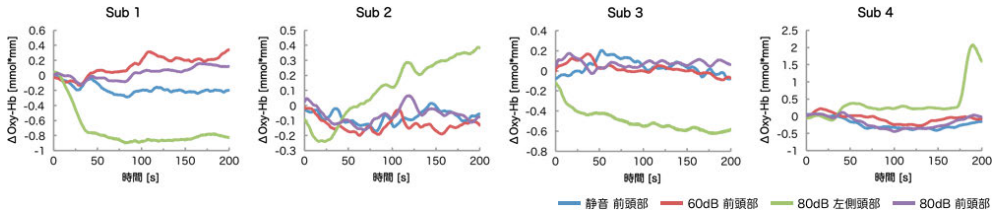
つぎに, Group B では Sub4 を除く, Sub1, Sub2, Sub3 で前頭部の Δ Oxy-Hb より側頭部の Δ Oxy-Hb が大きく変化した. Group B における側頭部の該当 CH は聴覚野付近 [25) 26)] であると推測される. Sub 1 の 60dB 右側頭部に一部 Δ Oxy-Hb の減少が見受けられるが Sub2, Sub3 では側頭部で Δ Oxy-Hb の上昇がみられるので, これらの被験者は White noise の影響を受けたと推測される. Sub 4 については, 他の被験者と異なる傾向を示すことから, 今後, 被験者を増やし Sub 4 の Δ Oxy-Hb の傾向が特異的であるのか, もしくは, Sub 4 と同様の傾向示す被験者が他に存在するのか検討する必要がある.

5 結論

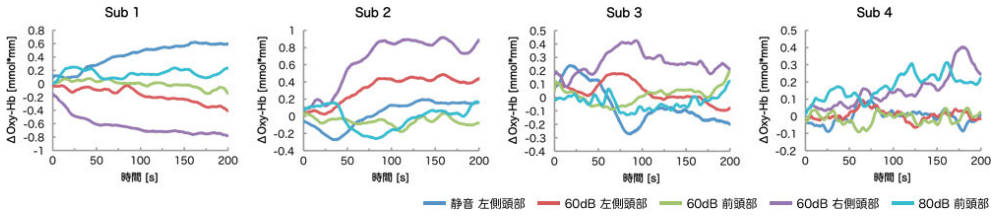
数字記憶課題の成績により被験者を 2Group に群分けし, 3 種の音圧全てに同様の傾向を示す Group A と, 異なる傾向を示す Group B とした. そして, 両 Group 間の Δ Oxy-Hb に差異が存在するか検証した. 本研究は, Δ Oxy-Hb の積分値などを用いた定量的な解析は行わず, Δ Oxy-Hb の類似波形を用いた定性的な解析を行った. 2 波形の相互相関より類似波形の出現箇所を調査するにあたり, 相関度と時間軸のズレである Lag 値をどの程度に設定するか検討したところ, 相関度は 0.7 以上, Lag 値は-10〜10 秒以内が適切であることが分かった. そこで, 上記の 2 条件に該当する CH を抽出したところ, 両 Group において対照的な結果が得られた.

Group	パターン	該当 CH
A	静音 前頭部	Fig. 5(a) - 1
	60dB 前頭部	Fig. 5(b) - 2
	80dB 左側頭部	Fig. 5(c) - 3, 4, 5
	80dB 前頭部	Fig. 5(c) - 6, 7, 8
B	静音 左側頭部	Fig. 5(a) - 9
	60dB 左側頭部	Fig. 5(b) - 10
	60dB 前頭部	Fig. 5(b) - 11, 12
	60dB 右側頭部	Fig. 5(b) - 13
	80dB 前頭部	Fig. 5(c) - 14

Table. 1 パターン分け



(a) Group A



(b) Group B

Fig. 6　Boot Strap 法を用いた類似波形の推定

Group A の該当 CH は, 静音, 60dB では前頭部に多く見られたが, 80dB まで上昇したとき両側頭部にも見られるようになった. 一方で, Group B の該当 CH は, 静音では両側頭部に多く見られたが, 80dB まで上昇したとき前頭部にも見られるようになった. Group A の両側頭部に現れた該当 CH が下前頭回付近, Group B では聴覚野付近であったため, 該当 CH の波形がどのような形状をとっているのか Boot Strap 法用いた推定を行った. すると, Group A の全被験者 4 名のうち 2 名は下前頭回付近で Δ Oxy-Hb の上昇がみられ, 残りの 2 名は減少がみられた. 下前頭回の範囲は狭い. 後者 2 名の結果は, NIRS 装置のプローブ設置のズレによって生じたものだと考えられる. また, Group B では全被験者 4 名のうち 3 名において, 聴覚野付近で Δ Oxy-Hb の上昇がみられた.

本研究を通じ, 周囲の環境音の音圧が上昇するなか短期記憶を維持し続けるには, 下前頭回付近の脳神経活動が必要であることが示唆された. 一方で, 周囲の環境音の影響を受け聴覚野の脳神経が活動してしまうと, 短期記憶力の維持を阻害されてしまう可能が示唆された.

6　まとめ

本研究では音圧の違いによる課題成績と脳血流変化に着目し実験を行った. 課題成績を評価する手段として数字記憶課題を選択し, 音環境として静音および, 60dB, 80dB の White noise を用いた. また, 同時に fNIRS 装置を用いて Δ Oxy-Hb を測定した. 作業中の音環境として, White noise を 60dB, 80dB で被験者に呈示した. また, 静音環境でも測定を行った.

数字記憶課題の成績により被験者を 2Group に群分けし, 3 種の音圧全てに同様の傾向を示す Group A と, 異なる傾向を示す Group B とした. そして, 両 Group 間の Δ Oxy-Hb に差異が存在するか検証した. 本研究は, Δ Oxy-Hb の類似波形を用いた定性的な解析を行った. そこで, 相関度と時間軸のズレである Lag 値をどの程度に設定するか検討したところ, 相関度は 0.7 以上, Lag 値は-10〜10 秒以内が適切であることが分かった. これら 2 条件に該当する CH を抽出したところ, 両 Group において対照的な結果が得られた. Group A の該当 CH は, 静音, 60dB では前頭部に多く見られたが, 80dB まで上昇したとき両側頭部の下前頭回付近に見られるようになった. 一方で, Group B の該当 CH は, 静音では両側頭部の聴覚野に多く見られたが, 80dB まで上昇したとき前頭部に見られた.

本研究を通じ, 下前頭回付近の脳神経活動は, 周囲の環境音の音圧が上昇するなか短期記憶を維持し続ける可能性があることが示唆された. 一方で, 周囲の環境音の影響を受けた聴覚野の脳神経活動は, 短期記憶力の維持を阻害する恐れがあると考えられる.

参考文献

1) 相馬洋平, 松永哲雄, 曽我仁, 内山尚志, 福本一朗. 音楽環境の違いによる作業効率に関する人間工学的基礎研究. 電子情報通信学会技術研究報告. MBE, ME とバイオサイバネティックス, Vol. 105, No. 304, pp. 43–46, 2005.

2) S. Tsujimura and K. Ueno. Effect of sound environment on learning efficiency in classrooms. *Journal of Environmental Engineering(Transaction of AIJ)*, Vol. 75, No. 653, pp. 561–568, 2010.

3) 武衛孝雄. 騒音の知的活動に及ぼす影響について. 島根女子短期大学紀要, Vol. 13, pp. 9–13, 1975.

4) 橋本頼幸, 新居洋子, 成瀬哲生. 交通騒音の生理, 作業能率, 心理に及ぼす影響に関する研究. 日本建築学会計画系論文集, No. 515, pp. 25–31, 1999.

5) 星野雄地. 音環境が数字記憶課題の成績と脳血流変化に及ぼす影響の検討. 同志社大学生命医科学部医情報学科卒業論文, 2011.

6) 福田正人. 精神疾患と NIRS. 中山書店, 2009.

7) 日立メディコ. 光トポグラフィ装置 etg-7100 取扱説明書 (システムソフト ver.3.05).

8) 相澤直樹, 岩切昌宏. 近赤外分光法（nirs）による前頭葉血流動態の測定に関する文献的検討－認知課題を中心に－. 学校危機とメンタルケア, Vol. 2, No. 2, pp. 59–72, 2010.

9) OGAWA S. Brain magnetic resonance imaging with contrast dependent on blood oxygenation. *Proc. Natl. Acad. Sci. (USA)*, Vol. 87, pp. 9868–9872, 1990.

10) 岡本尚子. 神経科学による学習メカニズムの解明. ミネルヴァ書房, 2011.

11) 小川誠二, 上野照剛監修. 非侵襲・可視化技術ハンドブック-ナノ・バイオ・医療から情報システムまで-. NTS inc., 2007.

12) 岩坂正和, 菅生恵子, 下茂円, 石井琢郎, 上原敬生, 錦城明日香, 揚原祥子, 杉田克生. 近赤外分光法による脳血流計測を用いた能動・受動的な音楽聴取時の脳活動観察. 情報処理学会研究報告.[音楽情報科学], Vol. 2007, No. 15, pp. 1–6, 2007.

13) 小峰優子, 佐々木忠之. 数字記憶課題における音環境の影響. 茨城大学教育学部紀要, 2011.

14) 後藤卓司, 中山実. 数字記憶課題における脳波への音環境の影響. 電子情報通信学会技術研究報告, Vol. 103, No. 135, pp. 31–36, 2003.

15) 早野順一郎, 安間文彦. 自律神経と心拍変動–両者はなぜ関連するのか (自律神経性心臓循環調節の新展開). 医学のあゆみ, Vol. 198, No. 4, pp. 285–290, 2001.

16) 辻井岳雄. 演繹的推論に及ぼす信念バイアス効果: 発達神経科学的アプローチによる研究. 発達研究: 発達科学研究教育センター紀要, Vol. 26, pp. 95–102, 2012.

17) 佐藤知絵, 島田美帆, 星詳子. 近赤外分光計測における層構造散乱媒質の深部情報の抽出と定量化. 脈管学, Vol. 47, No. 1, pp. 29–37, 2007.

18) 唐澤信司. 活動単位を転送して 3 次元空間に活動を組織する脳神経回路網モデル. 信学技報, MBE2004-15, pp. 9–16, 2004.

19) 浅野裕俊, 弘重暁, 井出英人. 機能的近赤外分光法を用いた快-不快音聴取時の脳活動評価. 電気学会論文誌 C (電子・情報・システム部門誌), Vol. 131, No. 1, pp. 70–75, 2011.

20) Tsukasa Funane, 舟根ほか. Development and application of noncontact near-infrared spectroscopy system for measuring biological tissue. 2012.

21) 大堀裕一, 田中美里, 廣安知之, 横内久猛. fmri (functional magnetic resonance imaging). 第 1 回 月例発表会, p. 7, 2011.

22) 福原理宏. ストループテストによる認知的葛藤場面における左右脳半球の nirs を用いた検討. 同志社大学工学部インテリジェント情報工学科卒業論文, 2011.

23) 苧阪直行, 池田尊司. 色のワーキングメモリの脳内表現 (¡ 特集¿ 色を見る脳に迫る). 日本色彩学会誌, Vol. 30, No. 4, pp. 197–203, 2006.

24) 佐藤睦子. 失語 読み書き. 高次脳機能研究 (旧 失語症研究), Vol. 33, No. 1, pp. 103–105, 2013.

25) 古屋泉. 左右聴覚野の音声言語処理における機能分化-多チャネル近赤外分光法 (nirs) による検討. 脳と神経, Vol. 55, pp. 226–231, 2003.

26) 古屋泉, 森浩一, 皆川泰代, 林良子. 近赤外分光法による乳幼児の音声言語刺激に対する脳反応. 電子情報通信学会技術研究報告. SP, 音声, Vol. 100, No. 725, pp. 15–20, 2001.

27) 大石晴美, 木下徹. 第一言語処理と第二言語処理における脳活性状態の違い—日本語と英語のリスニングにおいて—. ことばの科学, Vol. 21, pp. 143–154, 2008.

28) 汪金芳, 田栗正章. ブートストラップ法入門. 汪金芳・手塚集・上田修功・田栗正章・樺島祥介 『計算統計 I——確率計算の新しい手法 統計科学のフロンティア, Vol. 11, pp. 1–64, 2003.

29) 小西貞則. ブートストラップ法と信頼区間の構成. 応用統計学, Vol. 19, pp. 137–162, 1990.

30) 侯磊, 綿貫啓一. ブレイン・マシン・インターフェイス設計のための光脳機能解析 (重心移動運動と脳賦活との関係). 日本機械学会論文集 C 編, Vol. 77, No. 783, pp. 3962–3967, 2011.

雑音環境が知的作業に及ぼす影響の検討

將積 彩芽
Ayame MASAZUMI

背景：現代社会の中で多くの人が知的作業に携わっており，最適な作業環境が求められている．

研究目的：知的作業を行う際に最適な音環境の検討を目的とする．

発表の位置づけ：作業環境として音環境に注目し，雑音環境による知的作業への影響を検討する．

方法：異なる 3 つの音環境の中で 8 文字の数字記憶課題を行い，その際の脳血流変化と課題成績を検討する．

結果：高成績者群は音刺激に対して注意を維持したため，音の影響を受けない結果となった．

1　はじめに

現代社会では，多くの人がオフィスワークや学習のような知的作業に携わっている．その中で，作業環境による疲労やストレスから健康を損なう可能性，作業効率の悪化などが懸念される．このことから，知的作業において最適な作業環境が求められる．これまでに脳波や心電図の計測により，BGM や雑音などの音環境が作業に及ぼす影響が明らかにされている．例として，作業としてタイピング動作を選択し，音環境の違いが入力文字数に及ぼす影響を調査した研究 [1] や，暗算作業の正答率や回答数が音環境によって変化するのかを調査した研究 [2] が挙げられる．また，温度や音など様々な環境因子がある中で，例えば，男性は温度の変化に作業が影響されるが，女性は影響を受けないことなど，環境による影響には男女差があることが報告されている [3]．本稿では，雑音が作業の成績と脳血流変化に及ぼす影響について述べる．

2　実験

2.1　実験目的

本実験の目的は，音環境が作業成績及び脳血流変化に影響，また，その影響における男女差を検討することである．先行研究 [4] では被験者に男性 8 名を採用し，音環境が作業成績と脳血流変化に影響を与えることが報告されているが，その影響の男女差については検討されていない．より良い音環境を検討するためには，その影響の男女差についても検討する必要があると考えられる．そこで本研究では，雑音と作業成績の関係性に着目して実験を行い，その際の脳血流変化を fNIRS 装置（functional Near Infrared Spectroscopy，日立メディコ，ETG-7100）で計測する．実験では知的作業として，数字 8 文字を記憶，入力する数字記憶課題を行い，作業時に異なる音環境を提示する．被験者に男性 5 名，女性 5 名を採用し，異なる音環境がその成績と脳血流変化に及ぼす影響における男女差を検討する．

2.2　音環境

本実験で用いる音環境は，静音，ピンクノイズ，ホワイトノイズの 3 種類である．ピンクノイズはパワースペクトルが周波数に反比例する音で，周波数が大きくなるほど音が小さくなる．一方，ホワイトノイズはパワースペクトルが全ての周波数に対して一定である音である．ピンクノイズやホワイトノイズのようなカラードノイズは，集中力を高めたり，心身のリラックス効果があるとされている．そして，ホワイトノイズは先行研究により数字記憶課題の成績を低下させることが報告されていた [5] ため使用した．

静音時はノイズキャンセリングイヤホン (オーディオテクニカ，ATH-ANC23) を着用し，他の音環境の音圧は，実験ごとに普通騒音計 (Indonetwork Priority，Intell Safe AR 814 Sound Level Meter) を用いて A 特性音圧レベル（A-weighted sound pressure level）を測定し，平均音圧を 65 ± 0.5[dB] に統一した．ただし，全ての音環境は fNIRS の動作音の音圧を含む．

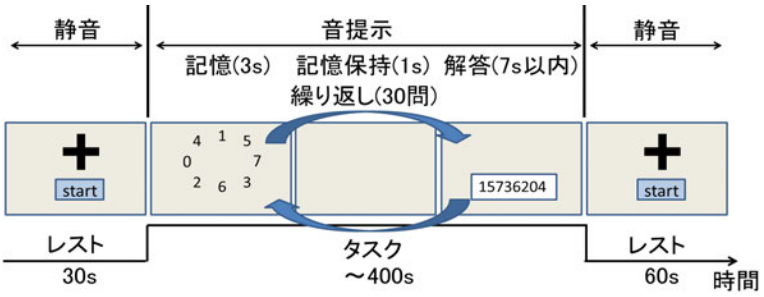
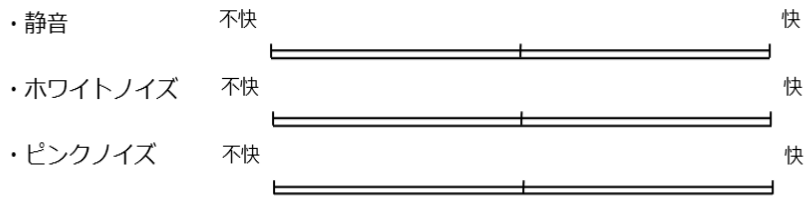


Fig. 1　実験の流れ

●それぞれの音に感じた感覚を、直線の左右両端に示した感覚を参考に直線上にxで示してください
（線や枠の外にxをつけることはできません）



●数字を記憶する時，どこかで区切りましたか？　　（　Yes　・　No　）

・Yesの方 → 区切った所に線を入れてください（　1　2　3　4　5　6　7　8　）

Fig. 2　アンケート

2.3　実験環境

被験者は成人男性 10 名，女性 10 名（平均年齢：23 ± 1 歳，利き腕：右, 男性 1 名のみ左）である．実験は室温 22.3～25.6 ℃，湿度 49～57 %の環境下で 11 時～17 時の時間帯に行った．

2.4　実験の流れ

本実験では作業時に音を提示し，安静時は静音状態を保った．作業成績として，数字記憶課題の正答文字数を音環境ごとに測定した．課題の提示は液晶ディスプレイで行い，ディスプレイの左右に設置したスピーカ (ASI Audio Technologies，EMCPU1-0G) を通して音を出力した．国際 10-20 法に準拠して被験者に fNIRS 装置のプローブを装着し，Fig. 1 の流れで実験を行った．以下に実験の流れを示す．

1. 安静：30 秒間画面を注視しながら指を動かす．
2. 作業 (記憶)：ランダムに円形に表示される 8 個の数字を 3 秒間で記憶する．
3. 作業 (記憶保持)：1 秒間記憶を保持する．
4. 作業 (解答)：記憶した数字を順番通りに 7 秒以内に入力する．
5. 作業 (繰り返し)：2～4 を 30 回繰り返す．
6. 安静：30 秒間画面を注視しながら指を動かす．

作業時の音環境を静音，ピンクノイズ，ホワイトノイズの 3 パターンに設定して計測を行った．音の提示順序はカウンターバランスをとるために，被験者ごとにランダムで提示した．また，被験者の感情や，記憶方法の調査を目的とし，実験の前後に Fig. 2 に示すアンケートを行った．感情の尺度は，VAS(Visual Analogue Scale) を用い，10cm の線上において不快の点を 0 点，快の点を 10 点とし，印の位置を得点とした．

2.5　NIRS データ取扱い

以下の二条件を満たすチャンネルを，活性チャンネルとした．

- t 検定

  タスク直前の 50 サンプル，タスク開始 10 秒後の 50 サンプルについて，有意水準 1 %で有意差が見られたチャンネル．動作が脳血流変化に表れるまで，6～7 秒程かかるとされているため，タスク開始 10 秒後の 50 サンプルを用いた．

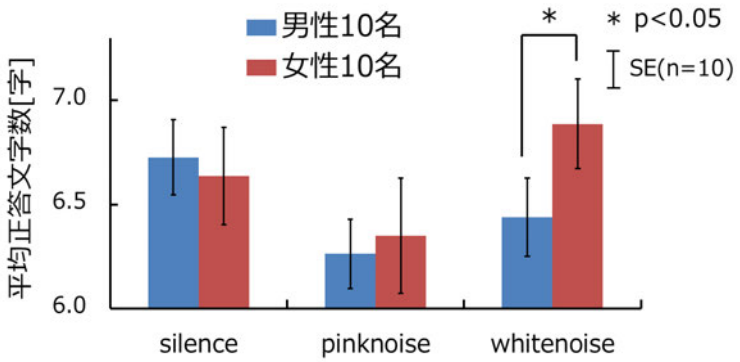


Fig. 3　男女の成績比較

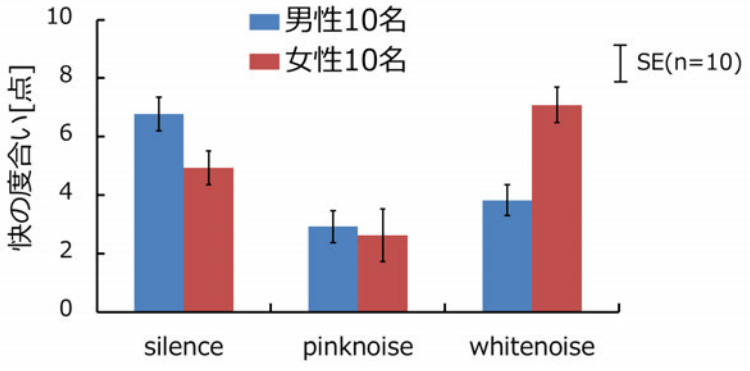


Fig. 4　快の度合い

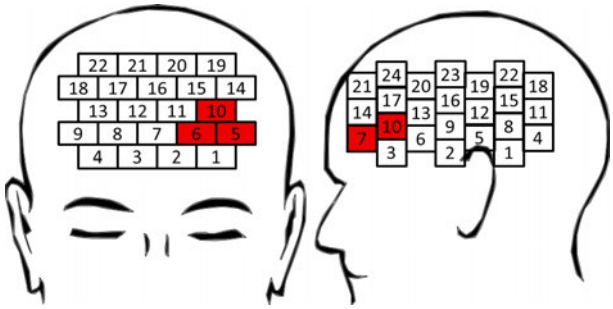


Fig. 5　活性部位

- 積分値
  各被験者，同一プローブ内の，平均積分値よりも積分値が大きいチャンネル．

3　実験結果

3.1　課題成績

男女それぞれの数字記憶課題の成績を Fig. 3 に示す．男性は，静音＞ホワイトノイズ＞ピンクノイズの順に良い成績を示したのに対して，女性は，ホワイトノイズ＞静音＞ピンクノイズの順に良い成績を示した．それぞれの音環境下での成績に対して，男女間で t 検定を行った結果，ホワイトノイズのみ 5 %水準で有意差が認められた．

3.2　アンケートによる評価

快の度合いの結果を Fig. 4 に示す．Fig. 3，Fig. 4 より，快と感じる音環境ほど高成績につながる結果となった．

3.3　脳血流変化

全ての音環境において，半分以上の被験者でレスト・タスク間に有意差が認められ，タスク時に脳血流が大きく増加していたのは，Fig. 5 に示す左側頭部の CH7，10 および，前頭部の CH5，6，10 であった．活性部位となったチャンネルの脳血流変化を加算平均し，成績結果と

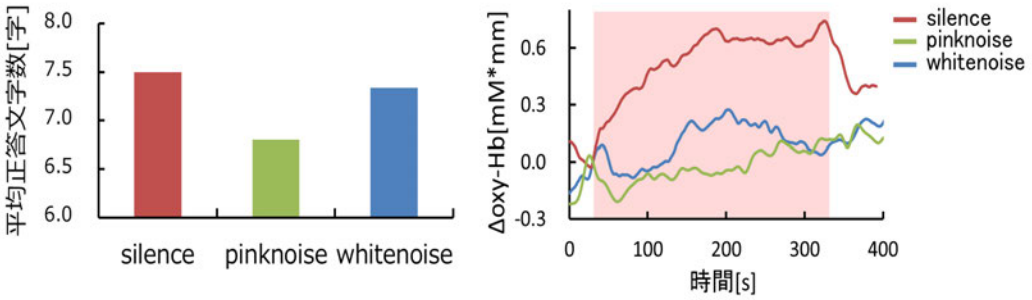


Fig. 6　男性被験者

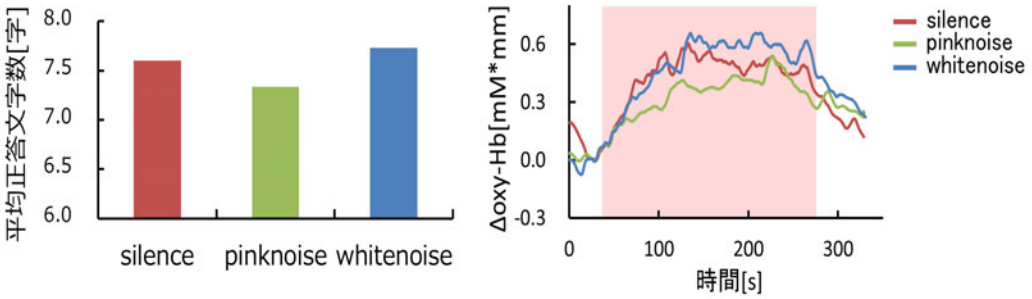


Fig. 7　女性被験者

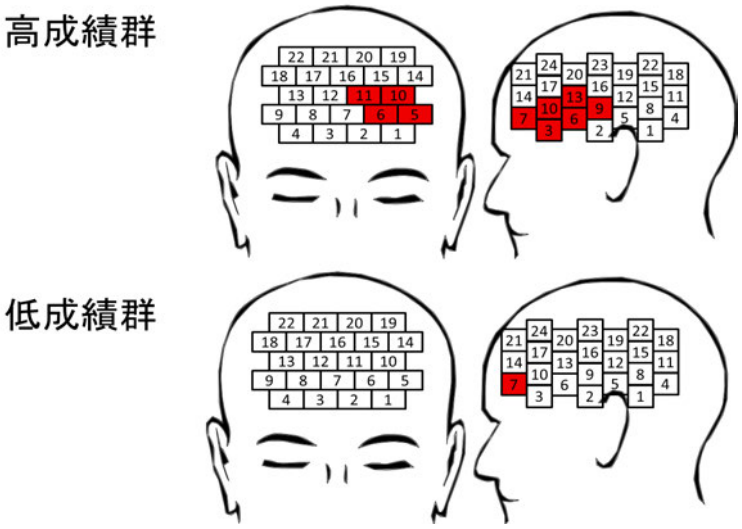


Fig. 8　各群の活性部位

比較した．Fig. 6 に男性被験者，Fig. 7 に女性被験者それぞれ一名の結果を例として示す．より良い成績を示す音環境において，大きい脳血流変化を示す結果となった．

4　考察

4.1　成績と快の度合い

3.1 節より，男性と女性では高成績を示す音環境が異なり，男性は静音，女性はホワイトノイズであることが分かった．心理学研究によると，女性は男性に比べてホワイトノイズ快に思い，リラックスできる音環境であるとされている [6]．本実験においても，アンケート結果により，男性は静音を快と感じ，女性はホワイトノイズを快と感じた傾向にあった．また，脳血流変化は快音条件では増加し，不快音条件では減少することが報告されている [7]．このことより，被験者は実際に快適だと感じた音において，良い成績を示すことができ，脳血流変化が大きく増加したと考えられる．また，ホワイトノイズには，他の音をマスキングする効果や，集中力向上の作用 [8] などがあり，NIRS の動作音などをマスキングした可能性がある．

4.2 成績による群分け

静音時の成績をもとに，男女それぞれ高成績群，低成績群に分類した．各群の成績に対して二元配置分散分析を行った結果，男性高成績群:$F(2,8)=4.24$,$p>.05$，女性高成績群:$F(2,8)=2.82$,$p>.05$，男性低成績群：$F(2,8)=9.31$,$p<.05$，女性低成績群：$F(2,8)=22.95$,$p<.05$ となり，男女共に，高成績群は音環境の要因は有意でなかったが，低成績群は音環境の要因が有意であった．高成績群共通の活性部位，低成績群共通の活性部位を Fig. 8 に示す．今回，活性部位として抽出された左側頭部の CH7，10 および前頭部の CH5，6，10 は下前頭回付近である．下前頭回はワーキングメモリや，行動の抑制を担っている．群分けにより，低成績群は活性 CH がほぼなかったのに対し，高成績群では下前頭回付近が広く活性していた．音を聞かないように抑制，注意し，ワーキングメモリを働かせることで，高成績につながり，音環境の要因が有意でなかったと考えられた．

5 まとめ

本研究では，音環境が知的作業と脳血流変化に及ぼす影響，その影響における男女差の検討を目的とした．実験では知的作業に数字記憶課題を用い，静音，ピンクノイズ，ホワイトノイズの 3 種類の音環境の中で実験を行った．その際の脳血流変化を fNIRS で計測し，作業成績と脳血流変化に音環境が及ぼす影響における男女差について調査した．その結果，ホワイトノイズ提示下において，課題成績への影響に男女差が見られた．アンケートの結果，快と感じる音は男女で異なる傾向となり，それぞれ快と感じる音ほど高成績につながる結果となった．また，数字記憶課題にはワーキングメモリが関係し，その活性部位は下前頭回付近であると考えられた．その部位では高成績を示す音環境ほど脳血流が大きく活性する結果が得られた．そして，成績による群分けの結果より，高成績群は音を聞かないように注意することができ，音環境の影響を受けないことが示唆された．

参考文献

1) 岩城護, 新川慎吾, 木竜徹. タイプ作業における音環境の生体影響と作業効率の変化. 電子情報通信学会技術研究報告, Vol. 108, No. 52, pp. 19–24, 2008.

2) 相馬洋平, 松永哲雄, 曽我仁, 内山尚志, 福本一朗. 音楽環境の違いによる作業効率に関する人間工学的基礎研究. 電子情報通信学会技術研究報告, Vol. 105, No. 304, pp. 43–46, 2005.

3) 山本ゆう子. 温熱環境が作業効率に与える影響に関する基礎的研究 (修士論文梗概). 生活工学研究, Vol. 3, No. 1, pp. 14–15, 2001.

4) 星野雄地. 音環境が数字記憶課題の成績と脳血流変化に及ぼす影響の検討. 生体医工学会, 2012.

5) 後藤卓司, 中山実. 数字記憶課題における脳波への音環境の影響. 電子情報通信学会技術研究報告, Vol. 103, No. 135, pp. 31–36, 2003.

6) 小口孝司. 音環境が自己開示に及ぼす効果. *The Japanese Journal of Experimental Social Psychology*, Vol. 32, No. 1, pp. 27–33, 1992.

7) 浅野裕俊, 広重暁, 井出英人. 機能的近赤外分光法を用いた快-不快音聴取時の脳活動評価. 電気学会論文誌 C(電子・情報・システム部門誌), Vol. 131, No. 1, pp. 70–75, 2011.

8) 辻村壮平, 上野佳奈子. 教室内音環境が学習効率に及ぼす影響. 日本建築学会環境系論文集, Vol. 75, No. 653, pp. 561–568, 2010.

リーディングスパンテストの高成績群と低成績群によるワーキングメモリの検討

真島 希実
Nozomi MASHIMA

背景：情報の処理と保持を支えるワーキングメモリの機能は個人差があり，認知機能を及ぼすといわれている．

研究目的：ワーキングメモリ容量の差異と脳血流量変化の関係を検討し，作業効率の向上を目指す．

発表の位置づけ：RST の高成績群と低成績群で脳血流量の変化パターンの違いを検討すること．

方法：血流動体関数と中央実行系の関係を知り，それに伴うワーキングメモリ部位の関係を検討する．

結果：血流動体関数と中央実行系の関係とワーキングメモリ部位の関係は高成績群において相関は高かった．

1　はじめに

我々は，読んだり聞いたりした内容を並列的に保持しながら，続く情報処理に適切に対処することにより，様々な高次認知活動に対応している．例えば，会話の場面においても相手の話した内容を覚えておかなければ，会話を続けることができない．ワーキングメモリはこうした情報の処理と，処理した情報を活性化状態において一時的に維持する機能を支えている．しかし，ワーキングメモリ容量には個人差があることや，加齢の影響によりワーキングメモリ容量が低下し，認知課題や遂行能力の低下を及ぼすという報告が多くなされている [1, 2, 3]．また，ワーキングメモリはトレーニングによって容量を増加させることができると考えられており，直接トレーニングを行った課題だけでなく，様々な認知活動の向上にも貢献しているという報告がある．このように，ワーキングメモリは日常生活を送るために必須の能力であり，加齢に伴う容量の減少を防ぐことや様々な認知機能の向上を図れることから，ワーキングメモリ容量を増加させようとする動きが多くなされている．しかしながら，脳機能と関連したワーキングメモリ容量の評価方法は確立されておらず，自身のワーキングメモリの状態を知ることは困難である．そこで，本稿では特に個人差が現れるとされる言語性ワーキングメモリに注目する．そして，時間分解能の高い fNIRS を用いて脳活動に伴い変化する脳血流量を測定し，ワーキングメモリの個人差と脳血流量の関係について検討する．

2　リーディングスパンテスト

リーディングスパンテスト (以下より RST) とはワーキングメモリの特に，言語の情報処理に関連したワーキングメモリ資源を測定するために開発された課題である．RST は被験者に短文を口頭で読ませながら，その短文中の単語を保持させる課題である [4, 5]．単語を記憶する貯蔵，刺激文を読む処理，これらの作業を並列的に行うための制御がワーキングメモリの保持と処理を支える機能と考えられている．つまり，読みと単語の保持がどの程度できるかにより，ワーキングメモリ資源が測定されるのである．ワーキングメモリの B & H モデルを Fig. 1 に示す．

Fig. 5 より，ワーキングメモリの概念は中央実行系の制御のもと言語的な情報処理に関わる音韻ループ，言語化できない情報を視覚情報・空間情報として維持する視空間スケッチパッド，エピソード情報などを扱うエピソードバッファの 3 つのサブシステムからなると考えられている [6]．また，長期記憶は 3 つのサブシステムが相互作用して意味的理解の働きを支えるとされている．今回はワーキングメモリの概念で一番重要な制御作用を果たす中央実行系と，言語性ワーキングメモリ課題であることから音韻ループについて着目する．ただし，中央実行系は前頭前野背外側部，音韻ループブローカ野とウェルニッケ野にあるとされている [7, 8]．

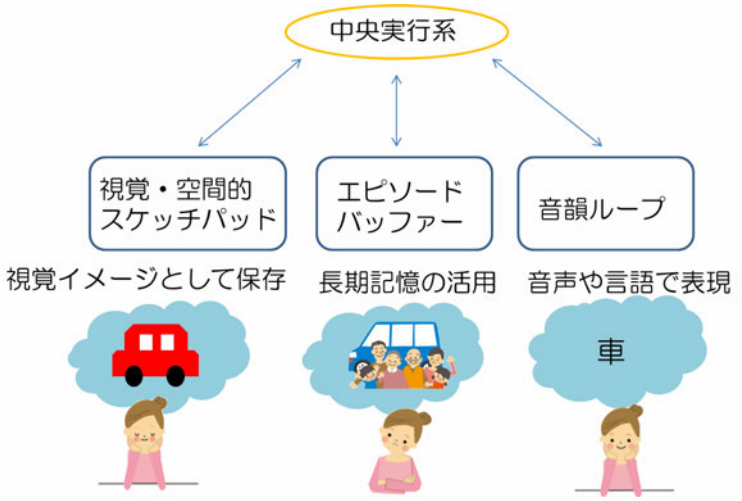


Fig. 1　ワーキングメモリのモデル

3　実験

3.1　実験目的

本実験では，RST を用いてワーキングメモリの容量の差異と NIRS により測定した脳血流の変化量の差異の関係性を検討する．そのために，RST の作業成績をもとに被験者を分類した際の各群の脳血流変化量について検討を行った．先行研究 [9] よりワーキングメモリにおいてネットワークの強弱が示唆されている．しかし，ネットワークの強弱だけでなく，成績によるネットワークの違いがないのか時間分解のの高い fNIRS(functional Near-infrared Spectroscopy)[10] を用いて検討する．その中でもワーキングメモリの注意の維持に関わる前頭前野背外側部についてと言語に関わるブローカ領域やウェルニッケ野に着目し，ワーキングメモリに関わるネットワークの違いを調べる．

3.2　実験概要

RST に用いる短文は提示画面内に高等学校の教科書から引用し，2 文条件から 5 文条件までそれぞれ 5 セットずつ行った．短文は 1 行に収まるようにし，セット間には白紙の画面を表示した．文中の単語の下に赤線を引きその単語をターゲット語とした．このように RST を用いて実験を行い，各文条件ごとに正答率を算出したところ，正答率の低い被験者と正答率の高い被験者の差が大きかったのは 5 文条件であった．これより，NIRS のデータでも 5 文条件が被験者間のワーキングメモリ容量の差異が現れると考えた．また，十分に容量を使った時により個人差が現れる [11] ということからもタスクに 5 文条件の RST を用いることにした．実験設計を Fig. 2 に示す．

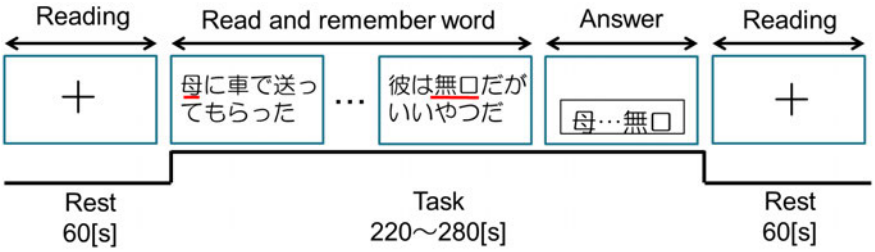


Fig. 2　ブロックデザイン

1. レスト：60 秒間画面を注視しながら「あいうえお」と音読する
2. タスク：1 文を読みながら赤線の単語を覚える (5 文)
3. タスク：白紙の画面が表示され，記憶した単語を口頭で回答する
4. タスク：これを 5 セット繰り返す

3.3　実験環境

女性健常者 20 名に参加して頂き，NIRS を用いて脳血流量を測定した．NIRS は日立メディコ製の ETG-7100 の 3 プローブ (72 チャネル) を用いて前頭部，両側頭部，後頭部，頭頂部を測定した．室温は 21.3〜24.5 ℃，湿度は 47〜52% である．

3.4　検討方法

NIRS から得られたデータの処理方法は，ノイズの影響を取り除くため移動平均処理，比較するためベースライン処理を行った．NIRS 測定時の RST の正答率より，正答率の高い被験者 4 名を高成績群，低い被験者 4 名を低成績群とした．それぞれの群で加算平均処理した NIRS データを用いる．

タスクに基づく血流動体関数を作成し，ワーキングメモリのモデルで中心の働きである DLPFC と血流動体関数の比較を両群で行った．そうすることで，課題中に活性するべきところを抽出することができると考える．次に，DLPFC とワーキングメモリ部位との関連をタスク区間中において相互相関関数により関連性を調べた．

着目部位はワーキングメモリの B & H モデルに基づいた．ワーキングメモリの概念で制御作用を果たす中央実行系と，言語に関わる処理を行う音韻ループに着目する．中央実行系は前頭前野背外側部，音韻ループはブローカ野，ウェルニッケ野にあるとされている．前頭前野背外側部とブローカ野，ウェルニッケ野は国際 10/20 法，脳波標準テキストに基づき以下に示すチャンネルの加算平均した値を用いた．

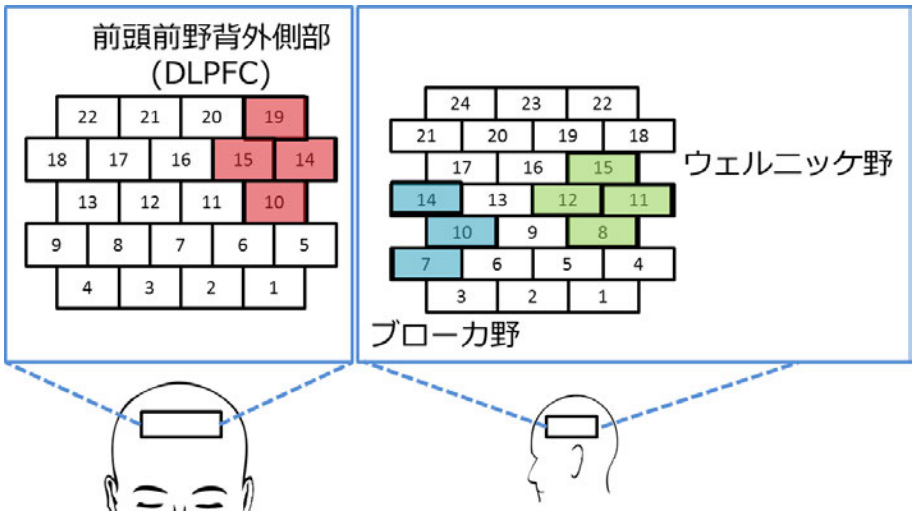


Fig. 3　着目部位の CH

4　結果

4.1　RST 成績

RST の得点法は個人差を検討するならばスパン得点法以外の方法が良い [12] ことから正再生数を採用した．RST5 文条件の 20 名の正答率と正答率の高い被験者 4 名 (A,B,C,D) の平均値と分散，正答率の低い被験者 4 名 (Q,R,S,T) の平均値と分散を Fig. 4 に示す．

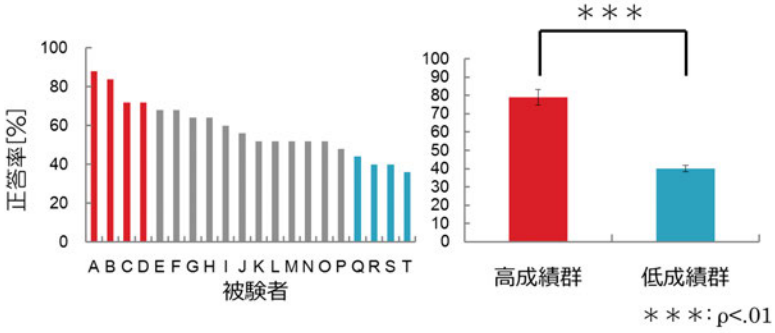


Fig. 4　被験者の正答率

RST の正答率の平均は高成績群で 79 %で，低成績群で 40 %，t 検定により有意差 (P<.01) が認められた．ただし，標準誤差は高成績群で 4.12，低成績群で 1.63 であった．

4.2　RST 成績と前頭前野背外側部の関係の検討

DLPFC が注意の制御を行う部位であるならば，課題中にのみ活性すると考えられる．ワーキングモデルで中心となる DLPFC の働きを検討するため，タスクに対する血流動態関数を作成し，高成績群と低成績群で比較した．その結果，高成績群の平均相関係数は 0.75 で，DLPFC で有意に高い相関が得られた．しかし，低成績群の平均相関係数は 0.58 で，高成績群とは t 検定により有意差 (P<.01) が認められた．ただし，標準誤差は高成績群で 0.048，低成績群で 0.58 であった．血流動態関数とその相関係数を Fig. 5 に示す．

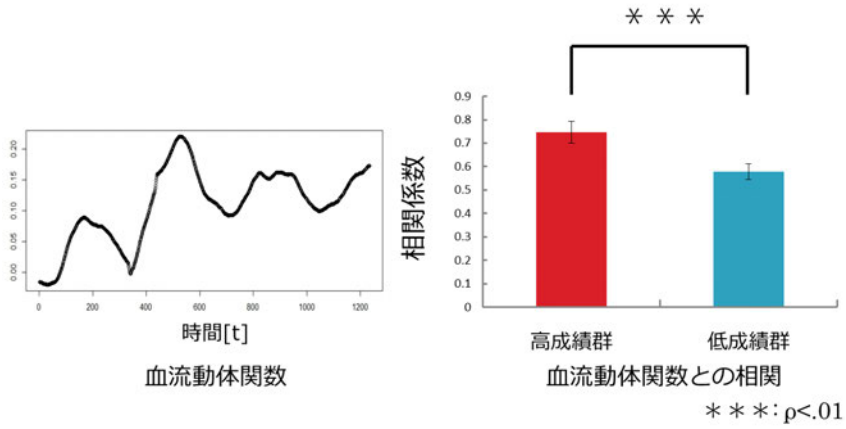


Fig. 5　血流動態関数との比較

Fig. 5 より高成績群は血行動体関数との相関が高かったことから課題中に必要なときのみ活性させていたことがわかる．それに対して，低成績群は血行動体関数との相関が低く，DLPFC を上手く活性させることがでいなかったと考えられる．

4.3　ワーキングメモリ部位の関連の検討

次に DLPFC の命令で働くブローカ野とウェルニッケ野の関連について比較したところ，高成績群では DLPFC とブローカ野，DLPFC とウェルニッケ野で約 0.7 の高い相関を示した．それに対して低成績群では， DLPFC とウェルニッケ野では高い相関を示したものの，DLPFC とブローカ野の相関は高成績群に対して有意 (P<.01) に低かった．

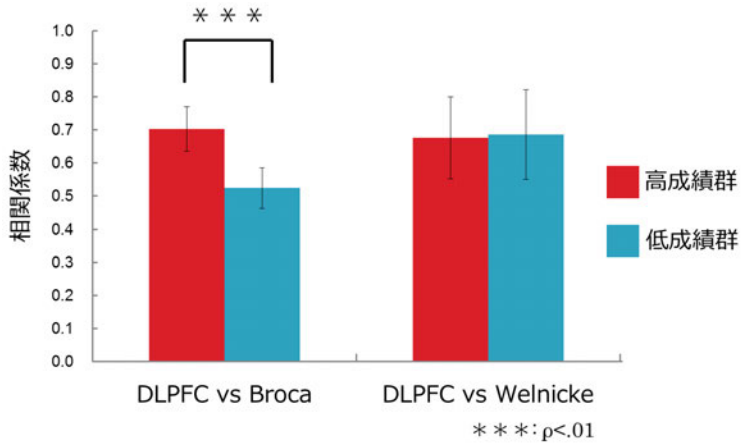


Fig. 6　DLPFC とワーキングメモリ部位の検討

Fig. 6 より，高成績群は DLPFC とブローカ野，ウェルニッケ野と全てにおいて高い相関を示し，DLPFC の命令で同調して活性したことが理解できた。それに対して，低成績群では DLPFC とウェルニッケ野で高い相関を示したが，ブローカ野との相関は低かったことから，課題を遂行させるためにはどちらの部位に対しても同調して活性する必要が考えられる．

5　考察

DLPFC が注意の制御を行う部位であるならば，課題中にのみ活性すると考えられる．血流動体関数と DLPFC の血流量変化の相関が高いことから，高成績群では課題中に必要な注意の制御を行うことが出来たと考えられる．また，高成績群は DLPFC とブローカ野，ウェルニッケ野で高い相関を示し，ワーキングメモリのモデルに対応する各部位が活性していたと考えられる．それに対して低成績群は， DLPFC とウェルニッケの相関は高かったが，血流動体関数と DLPFC の血流量変化の相関は低く，注意の制御はできていなかったと考えられる．さらに，DLPFC とブローカ野の相関は低く，情報の更新をできていない可能性が考えられる．

6　まとめ

本研究では，RST を用いてワーキングメモリ容量の高成績群と低成績群の脳血流量変化の関係性について検討することを目的とした．高成績群においては，ワーキングメモリの中心となる DLPFC が注意の制御を行うことができたと考えられる．また課題を遂行するためには DLPFC の活性とブローカ野が同調して活性することが重要であると考えられる．

参考文献

1) 山口典子, 大崎聡美, 二木淑子, ” 注意切替課題実施時の前頭前野領域における脳賦活に対して，年齢・課題遂行・課題特性が及ぼす影響ー NIRS による検討ー”, 健康科学, **7**, 9–16 (2011).

2) 福田正人,” 精神疾患の診断・治療のための臨床検査としての NIRS 測定”, *MEDIX*, **39**, 4–10 (2003).

3) 上床真美, 俣江忠, 塗木淳夫, 辻村誠一, 湯ノ口万友, 黒野明日嗣, ”Sternberg 課題遂行中の脳波トポグラフィによる認知症早期診断法の予備的研究”, 生体医工学, **47**(1), 64–69 (2009).

4) M. Daneman and P. A. Carpenter,”Individual difference in working memory and reading”, *Journal of Verbal Learning and Verbal Brheavior*, **19**(4), 450–466 (1980).

5) 苧坂満里子，苧坂直行, ” 読みとワーキングメモリ容量ー日本語版リーディングスパンテストによる測定ー”, *The Japanese Journal of Psychology*, **65**, 339–345 (1995).

6) A. Baddeley, ”The episodic buffer : a new component of working memory?”, *Trends in Cognitive Sciences*, **11**(4), 417–423 (2000).

7) 苧坂直行, ワーキングメモリの脳内表現, 京都大学学術出版会, (2008).

8) 苧坂直行, 脳とワーキングメモリ , 京都大学学術出版会, (2000).

9) N. Osaka, M. Osaka, H. Kondo and M. Morishita, ”The neural basis of executive function in working memory : an fMRI study based on individual differences”, *NeuroImage*, **21**, 623–631 (2004).

10) A. Villringer, J. Planck, C. Hock and L. Schleinkofer, ”Near infrared spectroscopy (NIRS):a new tool to stydy hemodynamic changes during activation of brain function in human adults”, *Neuroscience Letters*, **154**, 101–104 (1990).

11) M. A. Just and P. A. Carpenter, ”A Capacity Theory of Comprehension : Individual Differences in Working Memory”, *Psychological Review*, **10**(20), 435–442 (1994).

12) 大塚一徳, 宮谷真人, ” 日本語リーディングスパン・テストにおけるターゲット語と刺激文の検討”, 広島大学心理学研究, (7), 19–33 (2007).

視聴覚刺激に対する注意度合いと脳血流変化の検討

木村 茜
Akane KIMURA

背景：同じ脳機能を計測できるとされている異なる課題において，脳の活性状態の違いについて詳しく言及されていない．

研究目的：課題や呈示刺激の違いによる注意度合いの違いを明らかにする．

発表の位置づけ：反応時間と脳活動の関係について検討する．

方法：視覚刺激と聴覚刺激による GO/NOGO task を用いて，反応時間と脳血流変化量を計測する．

結果：反応時間と脳血流変化量の間には，正の相関を示す領域が存在する可能性が示唆された．

1　はじめに

現在,「注意」を効率よく持続させることを目的とした研究が多く行われている．注意は，ヒトが高度な認知，行動を行うために基盤となって働く脳機能であり，注意を持続させることは円滑に目的を達成するために非常に重要である．しかし注意は有限資源であることが分かっており，外界から入ってくる全ての情報に注意を向けることはできない [1]．また，資源容量は眠気や疲労，体調などによって増減し，注意の持続性も変動する．

そのような特徴を持つ注意について，過去数十年に渡り様々な研究が行われ，多様な環境下における注意機能が考察されてきた．しかし，注意機能についての先行研究の大多数では，課題設計の違いによる脳活動の違いについては詳しく言及されていない．そのため，注意の客観的評価は困難であり，注意の脳内メカニズムもいまだ未明の部分が多い．そこで本研究では，課題設計の内でも注意機能に大きな違いをもたらすと考えられる異なる呈示刺激による脳の活性状態の差異を明らかにすることを目的とする．本稿では，GO/NOGO Task において視覚刺激と聴覚刺激を用いた際の，脳血流変化と反応時間 (Reaction Time:RT) にどのような関係をもたらすか検討する．

2　注意機能の計測

2.1　注意とは

注意とは，必要な情報を選択し，不要な情報を排除し，さらに情報を統合する心の働きである．新たな情報に気づき，何が重要な情報で，何が不要なのかを様々な状況下で判断することが注意の主要な役割である [1]．

2.2　GO/NOGO Task

GO/NOGO Task とは，Fig. 1 のように 2 種類の信号 (GO 信号と NOGO 信号) を呈示し，被験者の注意力を計測する課題である．被験者は GO 信号が呈示された時は素早く反応し，NOGO 信号が呈示された時は反応を抑制することで，注意と反応抑制の機能を計測することができる [2]．反応抑制とは意図した動きを止めるために必要な認知過程の一つである．

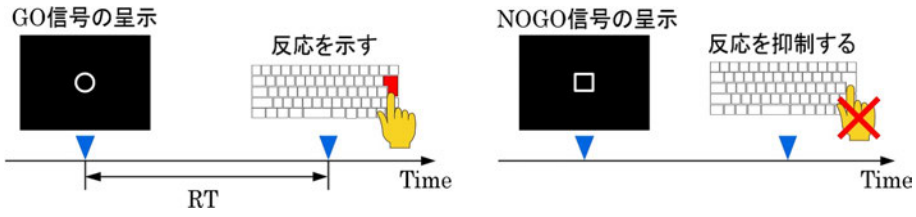


Fig. 1　GO/NOGO Task

2.3 反応時間 (Reaction Time:RT)

RT とは，感覚野に刺激が入力されてから外的反応を示すまでの時間であり，反応潜時とも呼ばれる．認知心理学だけでなく，社会心理学，人格心理学，産業心理学，臨床心理学など幅広い分野で使われ，知覚，記憶，言語などパフォーマンスを測定することができる [3]．

本実験における RT は，GO 刺激が呈示されてから被験者が Enter キーを押すまでの時間とし，注意が持続されているかどうかの指標として用いる．NOGO 刺激に反応を示したものをエラーとし，エラー以外の RT の平均を平均 RT とした．

2.4 脳血流変化量

本実験では，サンプリング周波数が 10[Hz] である 116 チャンネルの fNIRS 装置 (functional Near-Infrared Spectroscopy:ETG-7100, 日立メディコ) を用いて，前頭部，両側頭部，頭頂部，後頭部の酸素化ヘモグロビン (Hb) 濃度変化量の検討を行う．NIRS(Near-Infrared Spectroscopy: 近赤外分光法) とは，吸収物質を含む液体に光を照射した時の光の減衰と吸収物質の濃度変化を示した Beer-Lambert の法則に基づき，近赤外光を照射した測定領域における局所血流変化量を計測する方法である．脳の神経活動に伴い脳血流が局所的に変化する BOLD 効果 (Blood Oxygenation Level Dependent) を前提に，近赤外分光法によって脳活動が行われた部位の Hb 濃度変化を知ることが可能となる [4]．

3 実験概要

3.1 実験目的

感覚情報への注意の度合いの変化と、その脳内表現の違いについて反応時間と脳血流変化を用いて検討する．

3.2 実験設計

成人健常者 11 名 (23.5 ± 0.5，右利き) に対し実験を行う．被験者に対し，視覚刺激の GO/NOGO 課題と聴覚刺激の GO/NOGO 課題の 2 種の課題を同時に実施する．

課題にはブロックデザインを採用し，Fig. 2 のように，レスト区間を 30[s]，タスク区間を 600[s] とする．被験者は，レスト区間で，モニター画面中央の「○」を注視しながら，イヤホンから流れる 1000[Hz] の正弦波音を聴いた．タスク区間では，視覚 GO 信号 (「○」) と聴覚 GO 信号 (1000[Hz]) にそれぞれ反応し，視覚 NOGO 信号 (「□」) と聴覚 NOGO 信号 (1100[Hz]) に反応を抑制する．

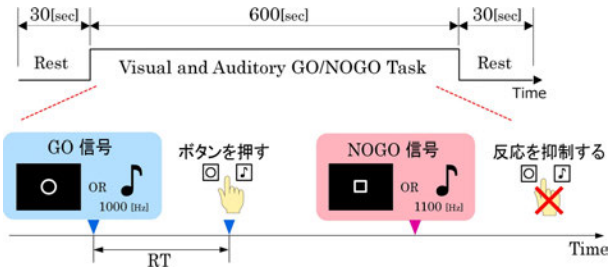


Fig. 2 実験設計

全ての信号は 0.5[s] 続き，1.0 から 3.0[s] のランダムな間隔で呈示された．また外部の課題に関係のない聴覚刺激を削減するために，イヤホンのノイズキャンセラー機能を使用する．なお聴覚刺激は，60[dB] の正弦波音で再生する．

3.3 データ処理方法

3.3.1 反応時間

注意度合いの変化を観察するために，視覚刺激に対する RT(RTv) と聴覚刺激に対する RT(RTa) それぞれ 10[sample] ごとに移動平均処理を行った．そして Fig. 3 のように，被験者ごとに，最も平均 RT の遅い区間 (MAXa，MAXv)，最も平均 RT の早い区間 (MINa，MINv) を求めた．

被験者ごとに正規化し，全被験者を平均すると Fig. 4 のようになる．

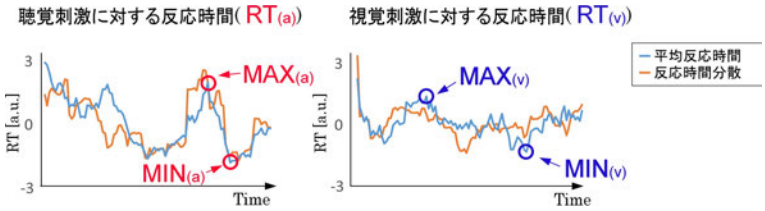
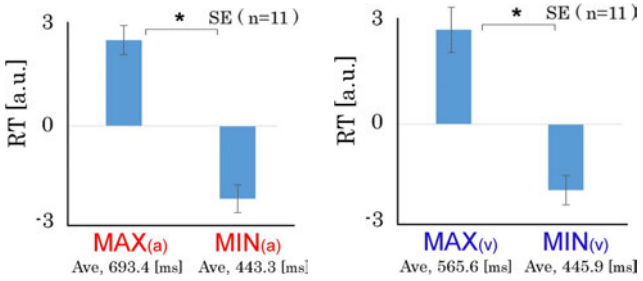


Fig. 3　視聴覚刺激に対する反応時間の変化



(a) 聴覚に対する注意度合いの違い (b) 視覚に対する注意度合いの違い

Fig. 4　平均反応時間の違いによる注意度合いの違い

3.3.2　脳血流変化

課題時の脳血流変化を 10[Hz] で計測し，1.0[s] ごとに移動平均処理を行った．そして注意度合いが有意に異なるとき (MAXa と MINa，MAXv と MINv) の脳血流変化を比較した (p¡.05)．被験者全員の両刺激において，注意度合いが高いときに脳血流変化が有意に増加 (p¡.05) した部位を注意関連部位とした．

4　実験結果

本実験における注意関連部位は Fig. 7 のようになった．また先行研究より，前頭部右下前頭回 (rIFG:right Inferior Frontal Gyrus) に着目した [5]．

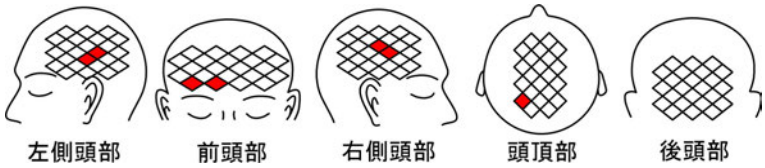


Fig. 5　注意度合いの高いときにより脳血流変化量が増加する部位

また次のように，視聴覚刺激両方に最も注意しているとき (High)，聴覚刺激に比べ視覚刺激に注意しているとき (Visual-main)，視覚刺激に比べ聴覚刺激に注意しているとき (Auditory-main)，両刺激に対して最も注意をしていないとき (Low) の 4 つの注意の度合いを定義した．

- High：RTa と RTv の合計が最小のとき
- Visual-main：RTa よりも RTv が最大のとき
- Auditory-main：RTv よりも RTa が最大のとき
- Low：RTa と RTv の合計が最大のとき

そしてその際の脳血流変化量を比較した．すると，High, Visual-main, Auditory-main, Low の順に脳血流変化量は増加した．

また，平均 RT だけでなく，RT の分散値も被験者の注意度合いの違いを反映していると考える．そこで，High と Low における RT の分散値によって注意度合いを分類した．その結果，Low においてのみ，RT の分散値が小さいときに比べて，分散値が大きいときに右下前頭回の脳血流変化量が有意に増加した．

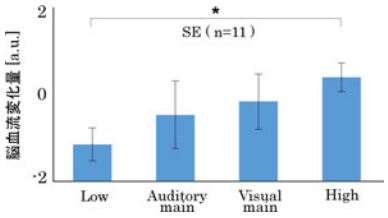


Fig. 6　注意度合いが異なる際の IFG における脳血流変化量

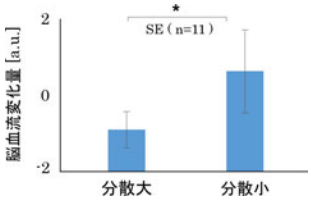


Fig. 7　Low における分散値の違いと脳血流変化量

5　考察

平均反応時間の違いを検討することにより，注意の度合いを示すことができた．一般に，脳に入力される情報量の多い方がより脳は活性することが知られている．聴覚刺激より視覚刺激の方が課題の持つ情報量は多いため，注意が行われる際も視覚刺激に対して，より脳活動は増加すると考えられる．本実験においても，情報量に対する注意の度合いが反映され，視覚刺激に注意を払うときにより rIFG は活性したと考えられる．

また，反応時間の平均値が同等であっても，分散値が異なるとき，被験者の脳活動状態は異なると考えられる．そこで分散値によって注意度合いを分類した結果，Low においてのみ，反応時間の分散値が小さいときに比べて，分散値が大きいときに右下前頭回の脳血流変化量が有意に増加した．これは，分散値が小さいときは課題をやる気がなく素早く反応できない，分散値が大きいときは眠気があり素早く反応できないなどの注意状況の違いを示している可能性がある．今後，反応時間の平均値と分散値を同時に考慮することで，より被験者の注意度合いを詳細に評価することができると考える．

6　まとめ

本研究では，視覚刺激と聴覚刺激による GO/NOGO Task を用い，刺激に対する反応時間と脳血流変化量について検討した．結果より，注意関連部位において，反応時間が示す注意度合いの違いと脳血流変化量の間には，関係性があることが示唆された．また，反応時間の平均値と分散値を同時に考慮することで，より被験者の注意度合いを詳細に評価することができると考える．今後，脳活動状態とより強い相関関係をもつ，注意度合いの指標を確立していきたい．

参考文献

1) 苧阪直行. 注意をコントロールする脳 神経注意学からみた情報の選択と統合. 新曜社, 2013.

2) Martin J. Herrmann. et al. Optical topography during a go-nogo task assessed with multi-channel near-infrared spectroscopy. *Behavioural Brain Research*, Vol. 160, No. 1, pp. 135–140, 2005.

3) Matia Okubo. Outliers in reaction time data : Methodological considerations and practical suggestions. 専修人間科学論集心理学篇, Vol. 1, No. 1, pp. 81–89, 2011.

4) 福田正人. 精神疾患と nirs ― 光トポグラフィー検査による脳機能イメージング. 中山書店, 2009.

5) Mirsky A F. Behavioral and psychophysiological markers of disordered attention. *Environ Health Perspect*, Vol. 74, pp. 191–199, 1987.

視覚課題の難易度変化が脳活動に及ぼす影響

杉田 出弥
Ideya SUGITA

背景：脳機能の計測で用いられる課題において，難易度の違いが脳活動へ及ぼす影響は検討されていない．

研究目的：課題の難易度による脳活動への影響を明確にし，脳活動をより詳細に検討する．

発表の位置づけ：視覚課題の難易度変化が脳血流変化へ及ぼす影響を検討する．

方法：難易度を設けた GO/NOGO 課題遂行時の脳血流変化を fNIRS 装置を用いて計測する．

結果：7 人中 5 人の被験者において，IFC では Medium が，FP では Low が最も活性した．

1　はじめに

近年，脳機能の研究が広く行われており，脳機能を計測する際には，計算課題や暗記課題など様々な課題が用いられている．またそれぞれの課題の中でも，課題を構成する要素であるパラメータを変化させることにより，異なった条件の課題を作成することができる．例えば，計算課題において，1 桁× 1 桁を計算する課題と，5 桁× 5 桁を計算する課題では課題の難易度が大きく異なると考えられる．しかし難易度が変化することにより脳活動がどのように変化するかについてはまだ明確になっておらず、正確な脳機能計測が行えていないのが現状の問題点である。そこで本研究では，課題の難易度変化が脳へ及ぼす影響を明確にし、より詳細に脳活動の計測を行うことを目的とする．今までは音刺激課題の難易度変化による脳活動変化を検討してきた．その結果，課題の難易度変化による脳活動への影響は，部位の機能や被験者の成績の違いによって異なることが明らかになった．本稿では，視覚刺激課題の難易度変化による脳活動変化を検討する．

2　反応抑制

前頭前野には自分の意思通りに行動の始動・停止が行える行動調節機能がある．さらに行動調節機能には行動を抑制する抑制機能があり，4 種類に分類されることが先行研究によって報告されている [1]．本稿ではそのうちの 1 つである，反応抑制に焦点を当てる．反応抑制とは，信号に対して有意な行動を抑制する機能である．2 つの信号が提示され，片方の信号には反応を示し，もう一方には反応を示さないといった条件下において，反応を示さない条件下で反応抑制が機能していると考えられる．

2.1　脳の活性部位

これまでの研究で活性したチャンネルを算出した結果より，前頭部の右下前頭回付近と，前頭極付近において，難易度の変化による活性の違いが見られた．各部位を Fig. 1 に示す．前頭葉の右下前頭回では反応抑制時によく活性することが分かっている [1]．下前頭回は左右に存在し，どちらとも反応抑制に関係するが，成長に伴う右有意性が報告されている [2]．また前頭葉の前頭極は，過去の自分の行動を判断したり，未来の行動の予測という，認知を行う際によく活性することが分かっている [3] [4]．本稿では，前回活性人数が多く見られたこれら部位に焦点を当てて，検討を行う．

本実験では，脳活動の計測に機能的近赤外分光法 (functional Near Infrared Spectoroscopy: fNIRS) を用いた．この装置は射出した 2 波長の近赤外光が血液中の Oxy-Hb，Deoxy-Hb に吸収される度合いによりそれらの濃度変化を計測する装置である [5]．血流中の各 Hb 濃度および相対比は脳活動に伴い変化することから，課題遂行時の血中 Oxy-Hb，Deoxy-Hb の相対濃度および総 Hb 濃度を測定することによって脳活動を可視化する事が可能である．

2.2 GO/NOGO 課題

反応抑制機能を測定する際に，一般的に使用される課題が GO/NOGO 課題である．GO/NOGO 課題とは，被験者に対して，GO 信号と NOGO 信号をそれぞれランダムで呈示し，GO 信号に対しては素早く応答し，NOGO 信号には応答をしないでもらい，その際の反応時間，エラー率を測定し評価する課題である．エラー率とは，反応時間が 800 ms 以上のもの及び，NOGO 信号に誤って反応したものの割合である．本実験では，レストに GO 信号を呈示することで基準とし，タスクに GO 信号と NOGO 信号を呈示することで，反応抑制における脳血流変化を計測した．

3 実験設計

視覚 GO/NOGO 課題の難易度が変化することよる脳血流変化を fNIRS を用いて計測し検討する．

3.1 対象と環境

対象は，研究目的・内容について口頭及び文書による説明を受けた，健常者 7 名（男性 1 名，女性 6 名，23.3 ± 0.5 歳）であった．実験は室温 21.9 〜25.2 ℃の室内にて坐位で行い，刺激である図形は，24 インチディスプレイに，視野角 3 度となるように提示した．

3.2 方法

実験の流れを Fig. 2 に示す．刺激の大きさは直径 50 mm，線の太さ 5 mm，刺激提示時間はタスク，レストともに 0.05 秒 に固定した上で，レスト，タスクともに次のような設定を行う．レストは 1.0 秒 の一定間隔で GO 信号である円を提示し，タスクは GO 信号が円，NOGO 信号が 4 角形，7 角形，10 角形とした GO/NOGO 課題を提示する．また課題中の刺激は 1.0 〜1.9 秒のランダム間隔で GO 信号か NOGO 信号を提示し，GO 信号と NOGO 信号の割合は，9: 2 になるように設定した．レスト，タスク時間はそれぞれ 30 秒，45 秒とし，その過程を 3 回繰り返す．被験者にはタスク区間における GO 信号提示時にのみ，出来るだけ早くかつ正確に Enter キーを押すよう教示した．

3.3 解析方法

計測した脳血流変化のデータの解析方法を以下に示す．

1. 加算平均
   各難易度において，繰り返し 3 回行ったタスク区間の Oxy-Hb 変化を加算平均し，タスク区間における平均 Oxy-Hb 変化を算出する．
2. ゼロ点補正
   タスク区間で最も最小となる Oxy-Hb 濃度値が 0 となるように，各課題間での Oxy-Hb 濃度を加算する．
3. 平均値
   タスク区間における Oxy-Hb 濃度値の平均値を求める．
4. 標準化
   課題ごとに，Oxy-Hb 平均値の平均と分散が 1 となるように，各部位間で標準化を行う．

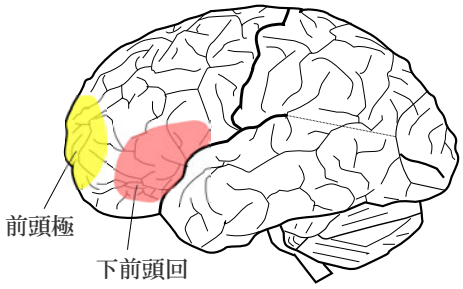


Fig. 1　下前頭回（出典：自作）

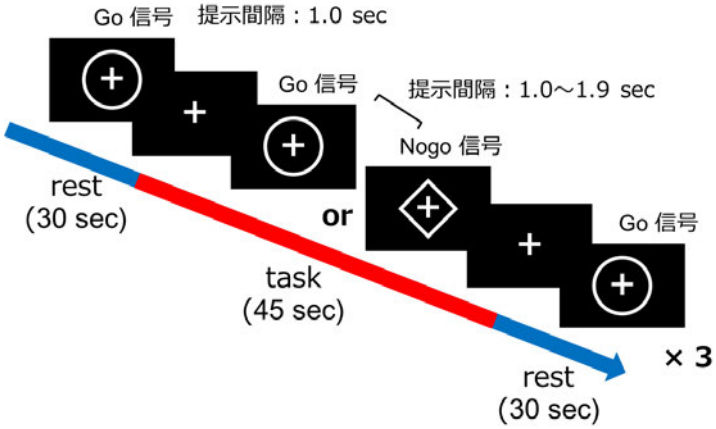


Fig. 2　実験の流れ

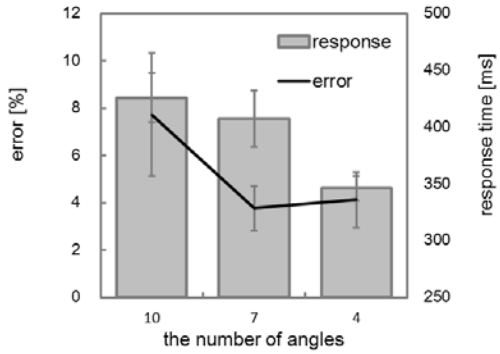


Fig. 3　課題成績

本稿では前頭葉右下前頭回，前頭極に着目し，難易度変化における活性量の傾向を調査する．

4　実験結果

4.1　課題成績

各難易度における，平均反応時間と平均エラー率を Fig. 3 に示す．反応時間，エラー率ともに，NOGO 信号の角数が多くなるほど増加する傾向が見られ，一元配置分散分析により有意差も認められた ($F(2,18)=40.782$, $p < .05$, $F(2,18)=6.096$, $p < .05$)．

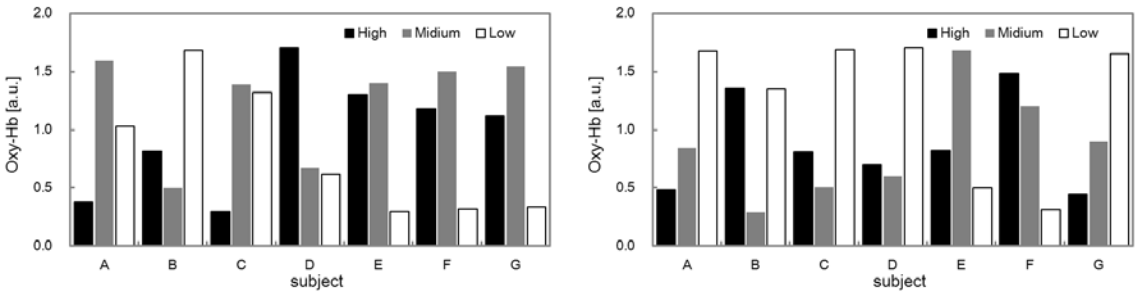
このことから，NOGO 信号に用いた多角形の角数が多いほど，課題の難易度が上昇していることが考えられる．そこで以降の結果からは，NOGO 信号が 4，7，10 角形の条件をそれぞれ，Low，Medium，High と示す．

4.2　活性量

各被験者の，タスク区間内の前頭葉の右下前頭回および前頭極周辺における Oxy-Hb 平均値を Fig. 4 に示す．縦軸に Oxy-Hb 平均値 [a.u.]，横軸に課題の難易度を表す．選択チャンネルは右下前頭回が前頭部 CH 9，前頭極は前頭部 CH 7 とした．

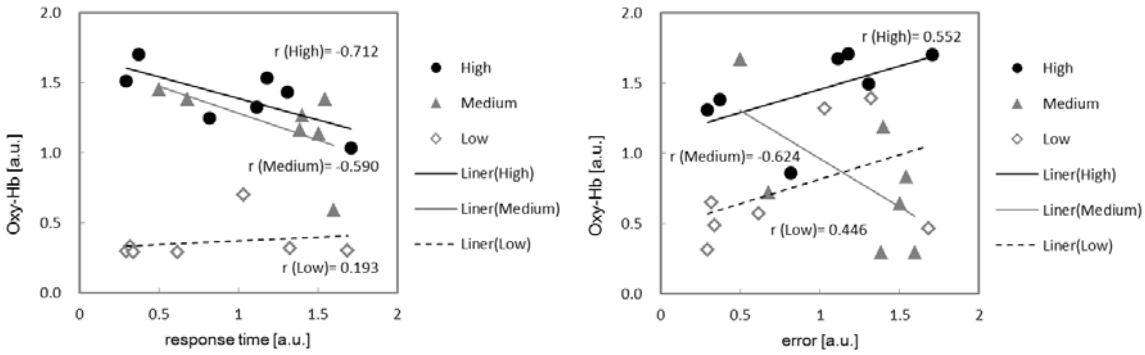
右下前頭回においては，7 人中 5 人が Medium 条件下で最も活性量が大きく，2 番目に活性量の大きい難易度はその 5 人の中でもばらつきが見られた．そこで成績と脳活動の関係を観察するため，A-G の被験者の課題成績（反応時間，エラー率）を確認し，A-D を高成績グループ，E-G を低成績グループと分類した．高成績グループにおける難易度ごとの活性量は，被験者でのばらつきが大きく，顕著な差は見られなかった．一方低成績グループでは，Medium で最も活性量が大きく，High，Low と続く傾向が見られた．

前頭極においては，7 人中 5 人が Low 条件下で最も活性量が大きく，2 番目に活性量の大きい難易度はその 5 人の中でもばらつきが見られた．下前頭回と同様にグループごとの特徴を観察したところ，どちらのグループにおいても顕著な特徴は見られなかった．



(a) 右下前頭回　　(b) 前頭極

Fig. 4　各部位における活性量変化



(a) 反応時間　　(b) エラー率

Fig. 5　脳活動量と成績の関係

4.3　課題成績と活性量の関係

課題の難易度変化における成績（反応時間，エラー率）と活性量の関係を Fig. 5 に示す．反応時間と活性量間の相関を確認したところ，High 条件下においてのみ反応時間が早い被験者がより活性している傾向が見られ，反応時間と活性量に強い負の相関があった．そのほかの難易度では，このように強い相関関係は得られなかった．一方でエラー率と活性量間の相関関係においても，強い相関が得られなかった．

5　考察

5.1　活性量

結果より，右下前頭回と前頭極では最も活性する難易度が異なっていた．前回の聴覚刺激の実験結果では、下前頭回は被験者の成績ごとで活性量がピークとなる難易度が異なり，前頭極は 2 番目に低い難易度において活性量が最大となる難易度が異なることがわかっている．今回と前回の結果を比較すると，部位ごとで活性量が最大となる難易度が異なるという結果に共通の傾向が見られる．また下前頭回における成績グループ別の活性量は，低成績グループの 3 人が共通して Medium，High, Low と続く難易度変化による特徴的な変化傾向が見られたのに対し，高成績グループでは特徴的な傾向は見られなかった．この原因として，前回の被験者が 12 人だったのに対し，今回は 7 人と被験者の数が少ないことが原因の 1 つであると考えられる．今後研究を進めるにあたり，被験者を 7 人から 12 人に増やし 3 段階の難易度で再検討すること，また変化傾向を見ながら難易度設定を 6 段階に増やすことが必要である．

5.2　成績との相関関係

High 条件下において成績のうちの反応時間と活性量に強い関係性があること，成績に個人差が大きいことが考えられる．そのため難易度設定を増やす際には，High 付近での設定を増

やし，詳細に検討する必要がある．エラー率に関しては活性量との関係が確認出来ていないため，詳細に検討し直す必要がある．また相関関係があることから，反応時間の方が活性量に関係している可能性が示唆されるので，活性量の検討でグループ分けを行う際は，反応時間に重きをおいて検討することがいいと示唆される．

6 まとめ

脳機能の計測に用いられている課題のパラメータが変化することにより，脳活動に影響を及ぼすと考えられるが，それについては未だ検討されていない現状がある．本稿では課題のパラメータのうち難易度に着目し，課題の難易度変化が脳活動に及ぼす影響について検討した．用いた課題は行動調節機能のうちの 1 つである反応抑制を測定するとされる，GO/NOGO 課題である．図形を信号刺激とする GO/NOGO 課題を用いて，NOGO 信号に用いた多角形の角数を変化させることで難易度付けした課題を 3 種類用いて，fNIRS により脳血流変化を計測した．前回の結果を参考に，前頭葉右下前頭回および前頭極付近の脳血流変化に着目し，Oxy-Hb 積分値を活性量として算出した．7 人中 5 人において，右下前頭回では Medium，前頭極では Low 条件下が最も活性する難易度であった．このことは前回の音刺激を用いた実験結果とは異なる結果であったので，今後の展望として被験者数を増やし，傾向を確認しなおす必要がある．視覚刺激の実験においても，音刺激の実験と同様に 6 段階の難易度設定の実験データを揃え，音と視覚刺激課題の結果を比較したいと考えている．

参考文献

1) 土田宣明. 抑制機能の分類に関する研究. 立命館文学, pp. 100–109, March 2007.

2) Takeo Tsujii and Shigeru Watanabe. Neural correlates of dual-task effect on belief-bias syllogistic reasoning: A near-infrared spectroscopy study. *Brain research*, Vol. 1287, pp. 118–125, 1 September 2009.

3) Jiro Okuda, Toshikatsu Fujii, Takashi Tsukiura, Kazuyo Tanji, Kyoko Suzuki, Ryuta Kawashima, Hiroshi Fukuda, Masatoshi Itoh, and Atsushi Yamadori. Thinking of the future and past: the roles of the frontal pole and the medial temporal lobes. *NeuroImage*, Vol. 19, pp. 1369–1380, August 2003.

4) Satoshi Tsujimoto, Aldo Genovesio, and Steven P Wise. Evaluating self-generated decisions in frontal pole cortex of monkeys. *Nature Neuroscience*, Vol. 13, pp. 120–126, 6 December 2009.

5) 灰田宗孝. 脳機能計測における光トポグラフィ信号の意味. *Medix*, pp. 17–21, 2002.

快の度合が異なる画像に対する脳活動の検討

大村 歩
Ayumi OHMURA

背景：近年，定量化が難しい感情などを推定しコミュニケーションをより円滑に行えるツールの開発が期待されている．

研究目的：脳機能情報を指標とし，快の度合を推定する技術を開発する．

発表の位置づけ：感情表現に関係する快の度合が異なる場合の脳血流変化を調査する．

方法：MRI 装置を用いて快の度合別に選別した画像を提示する実験を女性健常者 4 名に行った．

結果：全被験者において快の度合が高い場合，帯状回と海馬に賦活が見られた．

1　はじめに

近年，脳機能イメージングの発展に伴い，脳機能を生理的に指標化しようとする研究が活発になってきている．Brain Machine Interface (BMI)[1, 2] の一端であるこれらの研究には，感情など従来定量化が難しいとされてきたものも対象として含まれている．脳活動より感情の識別を正確に行い，指標として数値化することが可能であれば，疾患等により感情表現が困難な患者のコミュニケーション支援が可能であると考えられる．

本研究では，非侵襲生体計測装置である functional Magnetic Resonance Imaging (fMRI) を用いて感情を認識できるシステムの開発を目指す．そのための検討として，感情の上位概念である快と不快について着目した．快と不快に関する先行研究が多く存在する [3, 4]．しかし，実際に感情識別システムを利用する場合を考えると，快と不快の 2 値の識別ではなく，度合の識別も重要になると考えられる．例えば，患者の体を拭く時や，温度や照明環境といった部屋の環境等を考えると，どれくらい快いかを段階的に評価，識別することで，患者の感情をより深く知ることができ，より支援の幅が広がると考えられる．その基礎的検討として，非侵襲生体計測装置である fMRI を用いて，快の度合別に選別した画像を用いて視覚実験を行い，快の度合により，脳活動が異なるかを検証する実験を行った．

2　実験

2.1　実験目的

本実験の目的は，快の度合による脳の賦活の違いを確認することである．そのために，快の度合別に選別した画像を見せた際の脳血流変化を fMRI を用いて計測した．

2.2　被験者

女性健常者 4 名（21-22 才，右利き）を対象とした．

2.3　画像選択

実験に使用する刺激画像は，NAPS（Nencki Affective Picture System）[5] のデータセットより，快の度合を High，Middle，Neutral の 3 段階で選出した．快と感じる画像は，valence の指標値が高く，valence の値が中間のものが快，不快感情を誘発しない中性の画像である [6, 5]．しかし，画像の valence 値と被験者の実際の快の度合にも差があるため，実験を行う前にあらかじめ全被験者に快画像に関して 7 段階で点数付けを行ってもらった．本実験ではその結果を基に，点数の最も高い画像を High 画像，点数の最も低い画像を Neutral 画像，High 画像と Neutral 画像の中間の点数の画像を Middle 画像と定義した．

また，NAPS のデータセットは以下の 5 テーマに画像が分類されているため，この各テーマにおいてそれぞれの度合ごとに画像を 4 枚ずつ選出した．

1. Animals
2. Faces

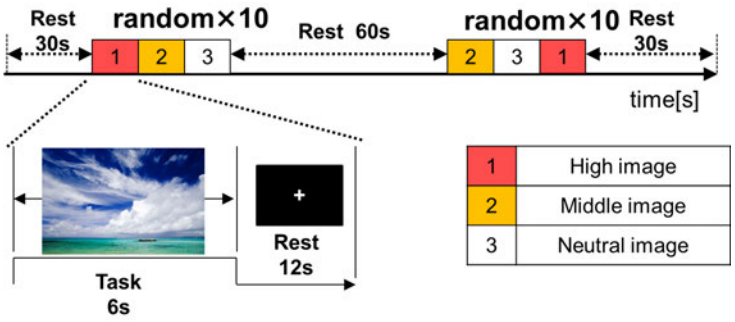


Fig. 1　実験設計

3. Objects
4. Landscapes
5. People

2.4　実験設計

実験設計は先行研究[7]を参考に組み立てた．本実験の流れを Fig. 1 に示す．最初のレスト 30 秒間は「＋」マークを注視する．その後，快の度合について選別した画像をランダムに 6 秒間提示する．なお，刺激提示と刺激提示の間には 12 秒間のレストを挟む．3 種類の画像提示を 1 ブロックし，このブロックを 10 回繰り返す．これを 1 セッションとし，レストを 1 分挟んで，2 セッション行う．

2.5　実験環境

本実験では，MRI 装置は日立メディコ製の ECHELON Vega（1.5 T）を使用した．実験を行った際の室温は 23［℃］であった．

画像撮像のパラメータを Table. 1 に示す.

2.6　データ処理方法

データ処理は SPM8[1]を用いて以下の手順で行った．

まず，Realign で体動データの補正を行い，Slice timing で各スキャンでの撮像タイミングを合わせる．次に Coresister で被験者の機能画像と構造画像を合わせ，Normalize で MNI 標準脳座標系を用いて標準化を行う．最後に Smoothing で FWHM を 8［mm］とし，データの平滑化を行った後，有意水準 0.001 で t 検定を行った．

3　実験結果

一例として，被験者 A の High，Middle，Neutral 画像提示時の脳の賦活をそれぞれ Fig. 2 から Fig. 4 に示す.

Fig. 2 は被験者 A が High 画像を見た際の脳活動の個人解析結果である．視覚野以外では主に前頭部，大脳辺縁系に賦活が見られた．前頭部では特に中前頭回や下前頭回，大脳辺縁系では扁桃体や海馬に賦活が見られた．Fig. 3 は被験者 A が Middle 画像を見た際の脳活動の個人解析結果である．視覚野以外では主に前頭部，大脳辺縁系に賦活が見られた．前頭部では

Table. 1　スキャンパラメータ

スライス方向	Axial
シーケンス	GE EPI
画像	T2*強調画像
FOV［mm］	192
TR［ms］	150
TE［ms］	40
スライス厚［mm］	5
スライス［枚］	20

[1]Statistical Parametric Mapping: Matlab 上で動作する統計解析ソフト

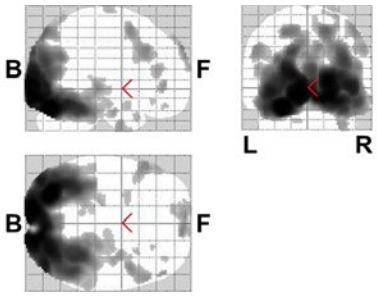


Fig. 2　High 画像提示時の脳活動 (被験者 A)

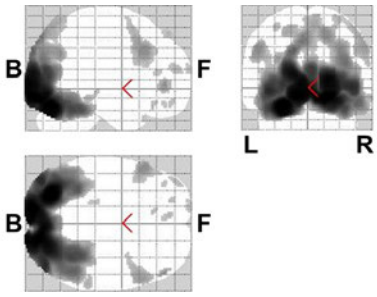


Fig. 3　Middle 画像提示時の脳活動 (被験者 A)

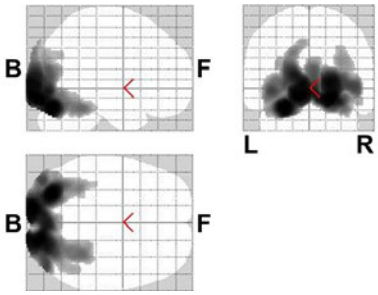


Fig. 4　Neutral 画像提示時の脳活動 (被験者 A)

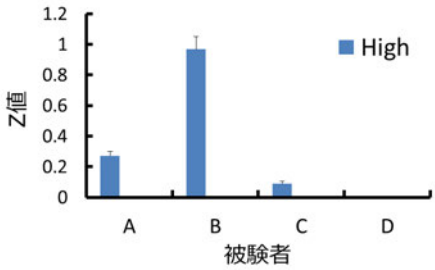


Fig. 5　扁桃体の Z 値

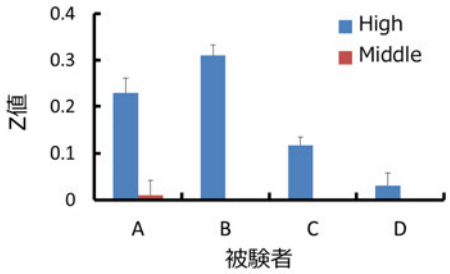


Fig. 6　海馬の Z 値

特に中前頭回や下前頭回，大脳辺縁系では海馬に賦活が見られた．また，Fig. 4 は被験者 A が Neutral 画像を見た際の脳活動の個人解析結果である．視覚野にのみ賦活が見られた．被験者 A を例として結果に載せたが，大脳辺縁系の賦活では全被験者において同様の傾向が見られた．High 画像提示時においては全被験者に海馬，4 人中 3 人の被験者に扁桃体に賦活が見られた．また Middle 画像提示時においては 4 人中 2 人の被験者に海馬に賦活が見られた．Neutral 画像提示時においては被験者 A は視覚野のみの賦活であったが，4 人中 3 人の被験者においては視覚野だけでなく前頭部にも賦活が見られた．全体的に快の度合が高くなるにつれて賦活の広さが広くなる傾向が見られ，特に海馬の部位で快の度合に脳活動の差異が見られた．脳活動情報の一つの指標として，各被験者の扁桃体と海馬における Z 値について Fig. 5 と Fig. 6 に示す．

Fig. 5 と Fig. 6 は扁桃体と海馬において賦活した voxel の Z 値の合計をその部位の voxel 数で割ったスコアのグラフである．海馬では被験者 A 以外で High 画像提示時にのみ賦活が見られたため，他の画像提示時の Z 値のスコアは 0 である．また被験者 D においては扁桃体に賦活が見られなかったためスコアは 0 となっている．High 画像と Middle 画像，High 画像と Neutral 画像提示時において Z 値に大きな差が見られた．

4　考察

海馬は記憶を司る部位であるが，情動記憶の中枢でもある．画像を見た際にその画像から過去のエピソードが想起されたため，全被験者において High 画像提示時に賦活したと考えられる．扁桃体は情動の中枢で情動の根源的な部位である言われている．被験者 4 人中 3 名において High 画像提示時に賦活したのはこのためであると考えられる．また，この海馬と扁桃体に

ついて各被験者の Z 値においては，High 画像と他の画像において大きな差分が見られた．これにより，快の度合が High の場合と Middle の場合，High の場合と Neutral の場合の識別は可能であることが示唆された．

5 結論

快の度合い別に画像を選別し，快の度合いが高い場合と低い場合では脳の活性がどのように変化するか fMRI を用いて実験を行った．その結果，海馬と扁桃体に差分が見られ，それらの Z 値についても High 画像と Middle 画像，High 画像と Neutral 画像提示時に差分が見られたため，この値を用いることで快の度合について識別できることが示唆された．

参考文献

1) Miyawaki Y, Uchida H, Yamashita O, Sato M, Morito Y, Tanabe CH, Sadato N, and Kamitani Y. Visual Image Reconstruction from Human Brain Activity using a Combination of Multiscale Local Image Decoders. *Neuron*, Vol. 60, No. 5, pp. 915–929, 2008.

2) Yanagisawa T, Hirata M, Saitoh Y, Kishima H, Matsushita K, Goto T, Fukuma R, Yokoi H, Kamitani Y, and Yoshimine T. Suppression of emotional and nonemotional content in memory. *Electrocorticographic control of a prosthetic arm in paralyzed patients*, Vol. 71, No. 3, pp. 353–361, 2012.

3) Paradiso S, Johnson LD, Andreasen CN, O'Leary SD, Watkins LG, Ponto LL, and Hichwa DR. Cerebral Blood Flow Changes Associated With Attribution of Emotional Valence to Pleasant, Unpleasant, and Neutral Visual Stimuli in a PET Study of Normal Subjects. *The American Journal of Psychiatry*, Vol. 156, No. 10, pp. 1618–1629, 1999.

4) Rolls ET and Kringelbach LM. Different representations of pleasant and unpleasant odours in the human brain. *European Journal of Neuroscience*, Vol. 18, No. 3, pp. 695–703, 2003.

5) Marchewka A, Zurawski L, Jednorog K, and Grabowska A. The Nencki Affective Picture System (NAPS): Introduction to a novel, standardized, wide-range, high-quality, realistic picture database. *Behav Res*, Vol. 2, No. 46, pp. 596–610, 2014.

6) Lang PJ, Bradley MM, and Cuthbert BN. International affective picture system(IAPS): technical manual and affective ratings. 1999.

7) Sabatinelli D, Lang PJ, Andreas K, and Bradley MM. Emotional Perception: Correlation of Functional MRI and Event-Related Potentials. *Cereb. Cortex*, Vol. 17, No. 5, pp. 1085–1091, 2006.

2 クラス分類の為の遺伝的プログラミングを用いた特徴量変換手法の提案

白石 駿英
Toshihide SHIRAISHI

背景： 癌患者数増加に伴い病理医の負担増加の為，正確な病理診断の為の補助ツールが求められている

研究目的： 病理診断の補助ツールにおける癌の良性・悪性判別システムにおいて識別に有効な特徴量の変換法の検討を行う

発表の位置づけ： GP を用いた特徴量変換手法の提案を行う

方法： GP の特徴量変換手法として filter approach と wrapper approach それぞれによる 2 クラス分類手法の提案を行う

結果： filter approach と wrapper approach のそれぞれの手法において baseline の識別率を上回った

1　はじめに

機械学習による識別は，非常に有用なツールである．それは食品の金属成分の識別や癌の腫瘍の良性・悪性の識別といった様々な問題に適用され，多くの成果が得られている [1) 2) 3)]．代表的な識別器には，ニューラルネットワーク (Neural Network:NN)，決定木 (Decision Tree:DT) や SVM(Support Vecter Machine:SVM) などがある [4) 5) 6)]．そして，これらの手法による識別精度を向上させるためには，識別機の判別能力を向上させる事が考えられる．たとえば NN や SVM ではパラメータを変更することにより，最適な識別線を探索することが可能となる．SVM ではグリッドサーチにより，最適な識別線を求めるパラメータを探索が可能である [7)]．一方で識別精度を向上させるためには，入力するデータを識別しやすい他の空間に変換する方法が存在する．たとえば，データが多次元の特徴量を持つ場合，識別に不要な特徴量と必要な特徴量が混在することが考えられる．このような場合には，識別に必要な特徴量のみでデータを構成したほうが，同じ識別器でも高い精度が期待される．このように，使用するデータを別空間に変換するといった前処理を行うことは非常に有効であると考えられる．

このアプローチに対して，特徴量変換に進化計算手法の一つである遺伝的プログラミング (Genetic Programing: GP[8)]) を用いた手法が有効であると考えられており，様々な対象問題に対する適用事例が存在する [9) 10) 11)]．遺伝的プログラミングは識別に有効な特徴量を抽出することができ，識別の精度を高める [12) 13) 14)]．また，GP を用いた特徴量変換には大きく分けて 2 つの手法がある．そのうちの一つは GP による特徴量の変換が識別器の識別とは別で行われるもの (filter approach)[15) 16) 17) 18)] ともう一つは GP による変換を識別器と同時に行う方法である (wrapper approach)[19) 20) 21) 22)]．後者は識別器による識別が複数回行われるため，非常に多くの計算コストがかかる．それに対して前者では，比較的簡素な評価手法を用いるので，計算コストが少ない．今回は filter approach と wrapper approach を用いた GPMFC(Genetic Programing Multiple Feature construction[23)]) について検討する．各手法に共通して，GP を用いた特徴量変換式の導出では，利用する特徴量を変換する変換式を木構造で表す．

まず，filter approach について説明する．この手法では GP による特徴量変換後のデータの理想的な分布を想定し，木構造で表された変換式で得られるデータの分布が想定した理想的な分布に近づくように木構造が最適化される．しかしながら GPMFC(既存手法) では，最適化が行われる際に想定した理想的な分布と木構造で表された変換式で得られるデータの分布の差がデータの個数で表されるために，識別面に近い識別が間違ったデータも識別面に遠い間違ったデータも同様に評価される．このメカニズムにより，評価関数の値は小さいが，識別面から遠いところに間違ったデータが存在するという問題が生じる場合がある．この問題を解決するため，GP で最適化する際に評価値内に識別面からの距離の概念を導入し，識別面から遠い間違ったデータに対してより大きなペナルティを与える評価関数を設定する．これにより，

識別を間違ったデータが存在する場合でもより識別面に近いところに存在するデータの分布を得ることを目的とし，既存手法との比較を行った．

次に，wrapper approach について説明する．この手法は GP の評価関数の内部に機械学習器を組み込み，識別率を高める特徴量平面を得る手法である．filter approach と比較して，計算コストが非常に大きいが，特徴量平面の評価の際の表現力は高くなる．先行研究では決定木やルール学習器を評価関数に組み込んだものがある．今回，2 クラス分類問題を対象課題とする為，2 クラス分類を得意とする SVM を評価関数に組み込んだ特徴量変換手法提案する．

提案手法の有効性の検討を行うために，UCI Machine Learanig Repogitory[24] の 3 つのテストデータを適用し既存手法並びに変換前との比較検討を行った．使用したデータは 10 以上の特徴量を有するが，この検討ではまず，filter approach についてそれらを 2 次元に変換した特徴量を使う場合について考察を行い，wrapper approach についても同様な操作を行った．また，2 次元変換特徴量の識別に使用した識別器は filter approach について SVM の線形カーネルであり，wrapper approach については SVM の RBF カーネルを用いた．これらの検討により，提案する手法は既存の手法と比較して同じ識別器を利用しても，高い識別率を持つデータに変換することが可能であることを示す．

2　GP による特徴量変換の例（filter approach）

本章では具体的な GP による特徴量変換について述べる．尚，この手法は GP による特徴量変換の際に識別器による識別を用いない filter approach に該当する．その手法の一つである GPMFC は最適化手法である遺伝的プログラミング (GP) を用いて分類最適な特徴量を得る為の変換式を構築する手法である．また，ユーザは特徴量に関する事前知識に関係なくこのアルゴリズムにより分類最適な特徴量を得ることができる．GPMFC では GP の評価，選択，交叉，突然変異といった遺伝的操作を繰り返し行うことにより特徴量変換式の最適化を図る．以下に GPMFC のアルゴリズムを示す．

Step.1 初期化（Initialization）

初期個体群として，ランダムに集団数だけの個体（木構造の変換式）を生成する．

Step.2 評価（Evaluation）

各個体の適合度を評価関数によって計算する．各個体による変換式によって特徴量を変換し，変換した特徴量において分布の重なるデータの範囲を求める．この区間にある特徴量の数を求め，これを評価値とする．遺伝的操作 (選択) の際に評価値が低い木構造程が高い評価となる．図.1 にデータの変換と評価値の概要図を示す．

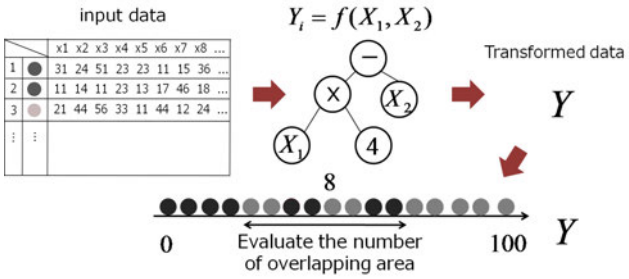


Fig. 1　変換式の評価

Step.3 選択（Selection）

集団の中から適合度を基準として， 次世代に残す個体を集団数だけ選択する．

Step.4 交叉（Crossover）

集団の中からランダムに選択した 2 個体を対象とし，それぞれランダムに交叉点を選んだ後，枝を差し替え交配する．図 2 に交叉の概念図について示す．

Step.5 突然変異（Mutation）

対象となる個体からランダムに突然変異点を選択し，突然変異点以降の木をランダムに

作成した突然変異木と入れ替える．図 3 に突然変異による部分木の入れ替えの概要図示す．

Step.6 終了条件（Terminal Criterion）

予め決めておいた終了条件に到達するまで Step 2〜Step 5 を繰り返す．主な終了条件として探索世代数や目的の個体に達したか否かなどが挙げられる．GPMFC では評価値が 0 となり，データの属性が完全に分離することを目的として最適化を行う．

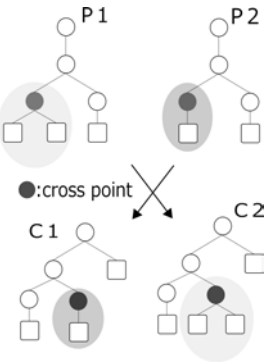


Fig. 2　交叉

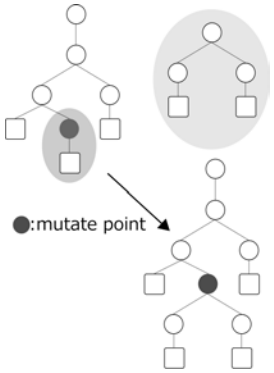


Fig. 3　突然変異

3　filter approach

本章では GP による特徴量変換の一つの手法である filter approach について検討する．filter approach とは識別器による識別の為の与えられた特徴量平面の前処理である．GP による特徴量変換を簡単な評価尺度（情報エントロピーや Gini 係数等）を用いて行う手法であり，計算コストは小さい．

3.1　先行研究の評価関数における問題点

前章の先行研究における GPMFC の評価関数には問題点が存在する．それは，1 次元に変換した特徴量平面において，2 クラス分布が重なる領域での特徴量の個数のみを考慮することである．2 クラスの重なりを表す領域の中の分布の善し悪しを既存手法では評価することができない，その為，識別を向上させる平面を得ることができるとは限らず，既存手法は最適な評価関数とは言えない．ここで，図.4 に 2 クラス分類精度の低くなる平面と精度の高くなる平面について示す．右側の図のような特徴量分布を持つ平面がより良い評価を受けるように評価関数を考慮する必要がある．

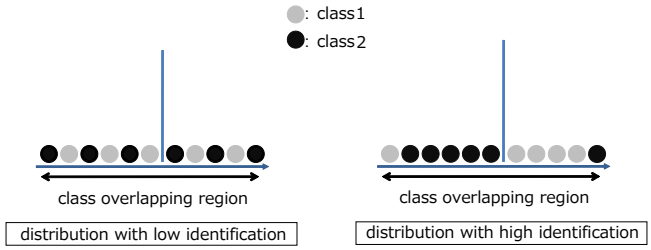


Fig. 4　1 次元 2 クラス分布の比較

図.4 の左図のように 2 クラス分布の重なる領域において，識別に不利な平面は 2 クラスデータが交互に配置される場合である．それに対して，識別に有利な平面では 2 クラスデータは分離中心を境としてある程度局在するように分布することが考えられる．また，その他に既存手法では分布が偏ってしまい，それにより未学習データの識別率が低下するといったことが起こる可能性もある．そこで，本稿では理想的な 2 クラス分布を仮定し，実際に得られる特徴量分布との誤差をペナルティーとして評価する評価関数を提案する．次節でその評価手法について述べる．

3.2　属性の分布を考慮した評価関数の検討

GPMFC の特徴量変換における評価方法として，事前に理想的な 2 クラス分布に対する知識を与えるような方法を提案する．この手法ではまず，理想的な 1 次元データに変換される特徴量の分布をその値の大きさの順位の大小によって決定する．次に，1 次元特徴量変換データをソートし，変換データと理想的なデータの属性を比較する．属性に誤りが生じた場合はそのデータの順位を考慮したペナルティー (重み) を付加する．重みは 2 つの属性の分離中心から離れるほど重く設定することにより，2 つの理想的な属性の分離状態により近くすることが可能となる．図.5 に評価関数の概要図を示す．この図では，両属性に 2 次の重み関数を設定した場合について示している．5 の評価実験において，境界からのサンプル位置に応じた 2 次の重み関数を用いている．重みを加算する式は，左側のクラスのサンプルの最大値の順位を k とし，注目する特徴量の順位を i とすると式 1 のようになる．

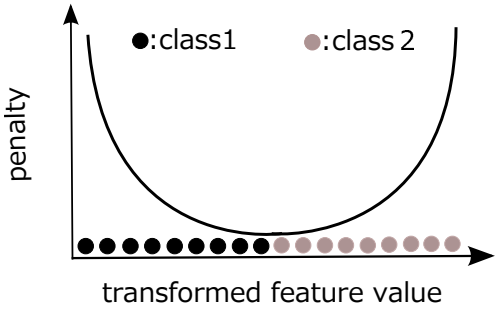


Fig. 5　重み関数概要図

$$if(i \leq k) \qquad weight = (k+1-i)^2$$

$$if(i > k) \qquad weight = (i-k)^2 \tag{1}$$

図 5 のように事前に重みを決定することによって 2 つのクラス分布を分けるような特徴量変換式を高く評価することができる．具体的には図 6 のように，重みが加えられる誤って配置されたサンプルが図のように中央に移動していくことになる．また, この手法は学習データの数が均等でない場合は, 片側のクラスに評価が偏ってしまう可能性がある．その為，偏りに応じた係数を片側のクラスの重みに掛けることにより，重み関数を調整する．

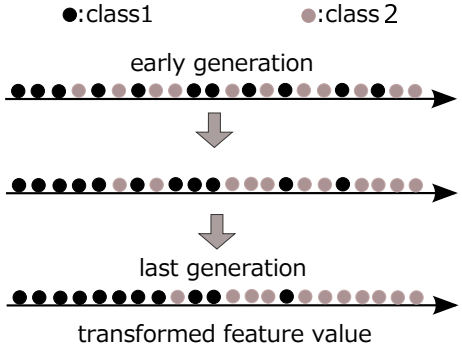


Fig. 6　識別境界値

3.3　特徴量の変換から識別までの流れ

既存評価関数と提案評価関数を用いた識別までの流れを考える．本稿では，2 次元の変換データを得て識別を行う手法の 2 つの手法を検討する．2 次元の変換特徴量を得て SVM の線形カーネルによって識別する流れを説明する．2 次元の変換特徴量を構築する際には，既存評価関数と提案評価関数による評価の方法を 2 次元の特徴量を得るように変更する．また，識別手法は SVM の線形カーネルによる識別手法を用いる．図に特徴量の変換手法について述べる．

3.3.1　既存手法による 2 次元特徴量変換手法

2 次元の変換特徴量を得る為に，既存手法では評価関数をそれぞれの属性を 1 回ずつ指定属性とし，その属性の領域内の他の属性の個数を数える．この操作を 2 つの属性で各 1 回ずつ行い，2 次元の変換特徴量を得る．図 7 に変換の際の評価の概要図を示す．

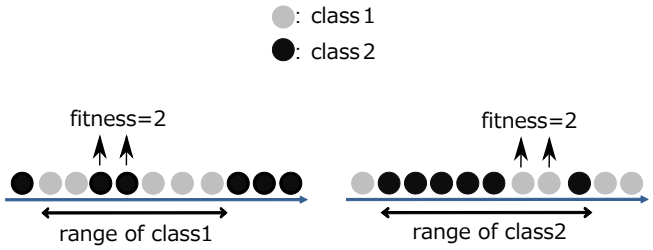


Fig. 7　既存手法による 2 次元特徴量変換

3.3.2　提案手法による 2 次元特徴量変換手法

同様に 2 次元の変換特徴量を得る為に，提案手法は評価関数において，指定の属性のみに重みを持たせる．つまり，事前に決定した指定属性の領域内に他の属性が入っている場合にのみ，重みを加える．この操作を両属性について各 1 回ずつ行い，2 次元の変換特徴量を得る．図 8 に変換の際の評価の概要図を示す．

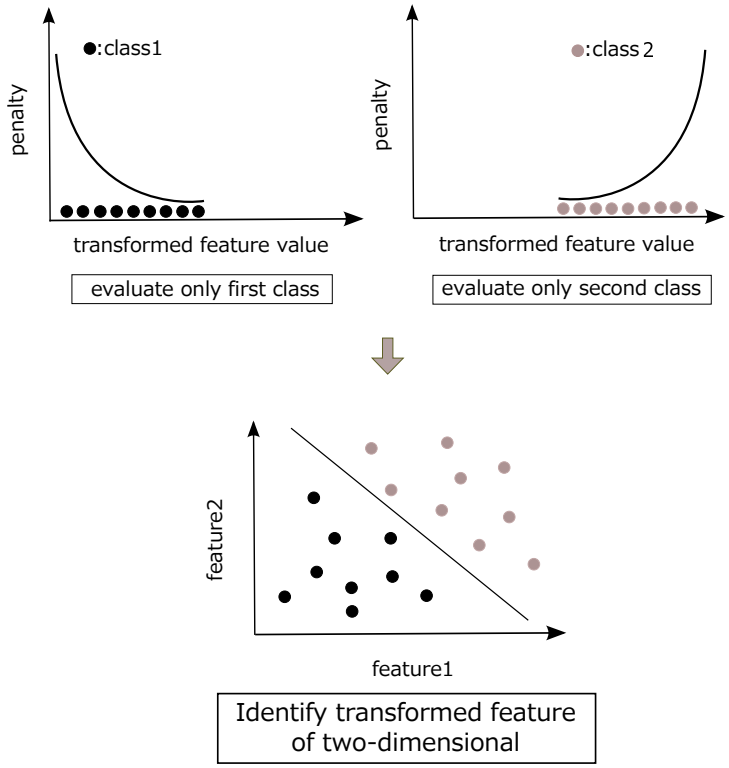


Fig. 8　提案手法による 2 次元特徴量変換

4　wrapper approach

本章では GP の特徴量変換と識別器による識別を組み合わせた wrapper approach について検討する．この手法では識別器による識別ルールを評価の際に適応し，識別率を直接得ることによって特徴量平面の評価を行う．本稿では特に，SVM の非線形識別を用いた特徴量変換手法を検討する．

4.1　非線形識別器に対応する特徴量平面の構築

3 章において，最終的に用いる識別器は SVM であったが，線形の識別を意識した提案評価関数となっていた．そこで，SVM の非線形変換能力を生かす為に，GP 内部での特徴量平面変

換の際に SVM のカーネル関数を用いた非線形な識別による評価を行う手法を検討した．カーネル関数では特徴量の次元数を上げた特徴空間で線形識別面による識別を行い，SVM の識別能力を高める．図 9 に SVM の非線形識別の概要図を示す．

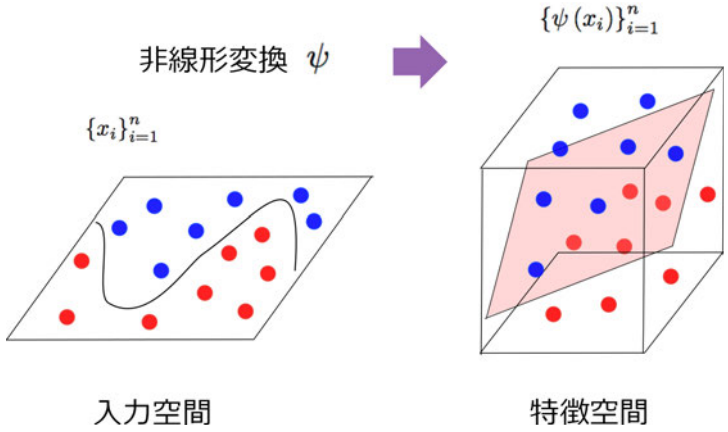


Fig. 9　非線形識別の概要図

4.2　特徴量変換から識別までの流れ

wrapper approach に対する特徴量平面の評価方法について，本稿ではまず初期個体を 2 つの集団に分けて生成する．そして，その二つの集団から 1 つずつ個体を選択し，2 次元の特徴量平面を作り，SVM の RBF カーネルによって識別を行う．その時の識別率を評価値とする．この評価値は，着目する個体について，その個体と別の集団の全て個体との組み合わせでできる 2 次元の特徴量平面の識別率の平均値とした．評価の概要図について図 10 に示す．

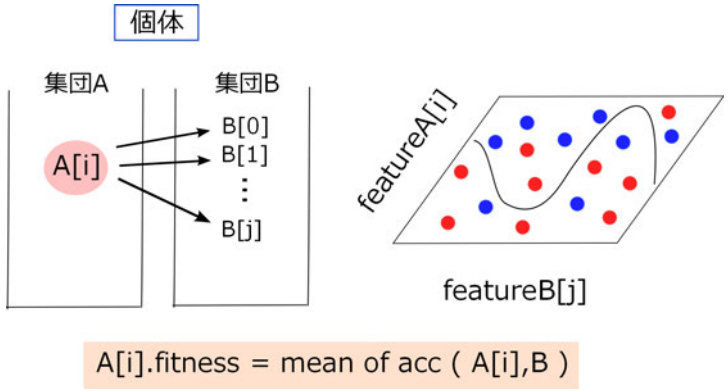


Fig. 10　評価値の算出法

5　評価実験

提案手法と既存手法を比較する複数のデータによる評価実験を行い，提案手法の評価関数の有効性を評価する．filter approach については提案手法と既存手法並びに変換前と識別結果の比較を行い，wrapper approach については提案手法と変換前の手法の比較を行う．

5.1　実験方法

実験データとして乳癌の細胞の特徴量をとった Wisconsin Breast Cancer データ [24] (データ数 420，2 クラスデータ比 1:1), 大気圏の層の分類についての Ionosophere データ (データ数 350，2 クラスデータ比 1:2)，心疾患の Spect Heeart データ (データ数 256，2 クラスデータ比 1:4) の 3 種類のデータを用いる．また，識別の検証には 5fold-crossvalidation を用いる．特徴量識別手法には filter approach の結果については SVM の線形カーネルによる比較を行う．wrapper approach については，SVM の RBF カーネルを用いた識別を行う．また，識別精度を既存手法と提案手法について比較し，また変換前の識別結果も併せて比較する．

5.2　実験パラメーター

表 1 に今回の実験で用いる GP のパラメータを示す．このパラメータは filter approach と wrapper approach において共通である．

Table. 1　GP のパラメータ

パラメータ	値
個体数	1000
世代数	75
交叉率	0.6
突然変異率	0.3
関数ノードの種類	＋，－，×，÷
選択方法	トーナメント選択
トーナメントサイズ	7

5.3　実験結果（filter approach）

5.3.1　2 次元変換特徴量の識別結果

2 次元変換特徴量における SVM の線形カーネルによる識別結果を表 3 に示す．全てのデータにおいて識別率は提案手法が既存手法を上回るか，ほぼ同等となった．特に，Ionosphere データでは 10% 程の開きがある．また，Ionosophere データは提案手法の識別率は変換前の識別率よりも 5 % 良い結果となった．Wisconsin Breast Cancer データでは既存手法よりも 0.9 % 上昇し，Spect データではほぼ同等となった．また，これらの 2 つのデータ（WBC，Spect）は，変換前の識別率よりも微増する結果となった．これらの結果により，提案手法の有効性が示唆された．また，これらは 10 試行平均の識別率である．

Table. 2　2 次元変換特徴量に対する識別率の比較

カテゴリ	Wisconsin[%]	Ionosophere[%]	Spect[%]
従来手法	92.3 ± 1.81	77.58 ± 8.92	79.46 ± 2.32
提案手法	93.18 ± 2.14	89.87 ± 3.43	79.49 ± 1.98
変換前	92.85	84.28	79.24

5.3.2　2 次元の変換特徴量分布

図 11，図 13，図 15 に，既存手法による 3 つのデータセット (Wisconsin Breast Cancer, Ionosophere, Spect Heart) のテストデータの 2 次元特徴量変換後の特徴量分布をしめす．識別線は SVM の線形カーネルにより学習データを学習した結果，引かれた線である．また，図 12，図 14，図 16 に，提案手法による 3 つのデータセットによるテストデータの 2 次元変換特徴量分布を示す．

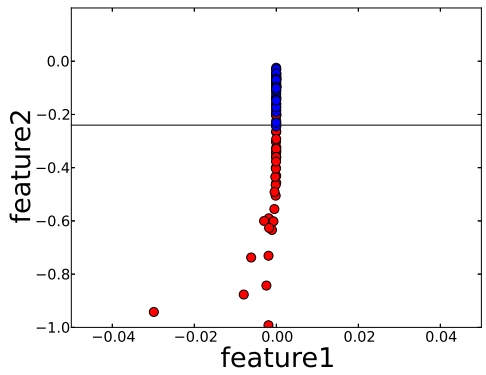


Fig. 11　Breast Cancer(既存手法)

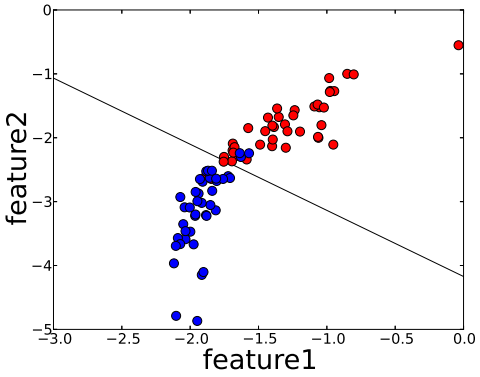


Fig. 12　Breast Cancer(提案手法)

Spect Heart データの既存手法により変換した特徴量空間の図 15 では 3.1 で述べたように

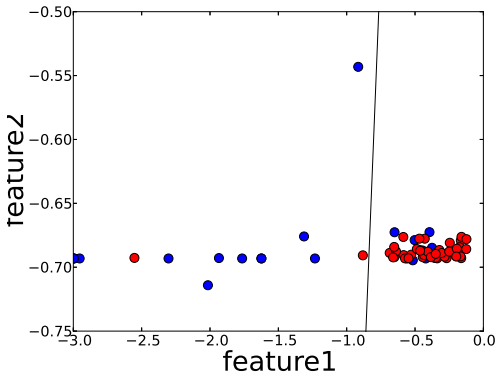


Fig. 13　Ionosophere(既存手法)

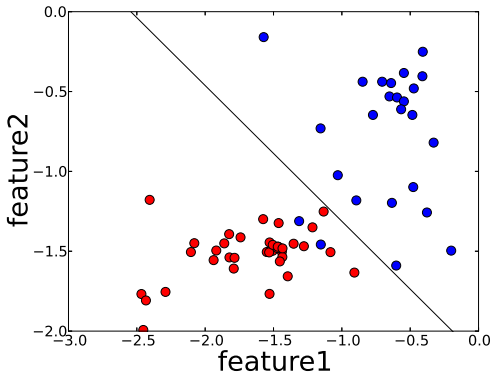


Fig. 14　Ionosopehre(提案手法)

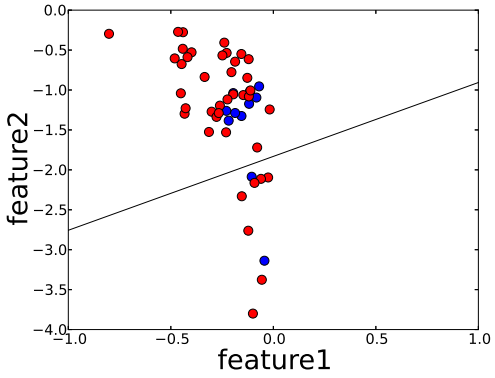


Fig. 15　Spect(既存手法)

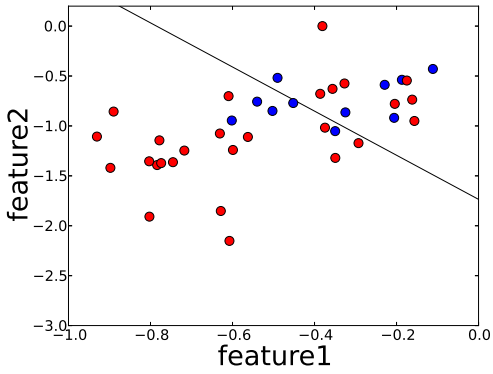


Fig. 16　Spect(提案手法)

分布が重なる範囲においての識別が正確に行うことができていない，それに対して図 16 では，分布の重なる範囲の評価がうまく行われている為，既存手法よりもクラス分布がわかれていて，識別結果が合っていないサンプルが識別線の近傍にある．また，Wisconsin Breast Cancer と Ionosophere の既存手法による特徴量変換分布である図 11, 図 13 では，3.1 のもう一つの問題点である分布の密集が起こっているため，片方の特徴量が識別に有効でなく，また汎化能力が低いため，識別精度は低くなっている．それに対して提案手法による特徴量変換分布である図 12，図 14 では，大域的な分布を評価できているので，汎化能力が高く，識別精度は高い．この差が今回の実験において識別率の差として表れたと考えられる．

5.4　実験結果（wrapper approach）

5.4.1　2 次元変換特徴量の識別結果

表 3 に wrapper approach による 2 次元識別結果について示す．比較する base line の識別には，grid search を用いて最適なパラメータを探索した．全てのデータにおいて変換前のデータよりも良い識別率を得た．特に，Spect データでは 6% 識別率が上昇した．これにより特徴量変換の際に，識別器による識別率を評価値として用いることの有効性が示唆された．また，この表の識別率は 3 試行の平均の識別率であり，標準偏差を併せて記述している．

Table. 3　2 次元変換特徴量に対する識別率の比較

カテゴリ	Wisconsin[%]	Ionosophere[%]	Spect[%]
提案手法	98.20 ± 0.81	97.12 ± 2.43	92.83 ± 1.57
変換前	97.13	96.28	86.03

5.4.2　2 次元の変換特徴量分布

図 17 に Spect データの wrapper approach による特徴量平面における特徴量の分布を示す．SVM の RBF カーネルのパラメータは C=8，g=3 を用いた．filter approach を用いた際よりも，識別に有利な特徴量平面を獲得することに成功している．識別線は曲線を描いているが，複雑な形状ではなく，汎化能力も高いことも示している．

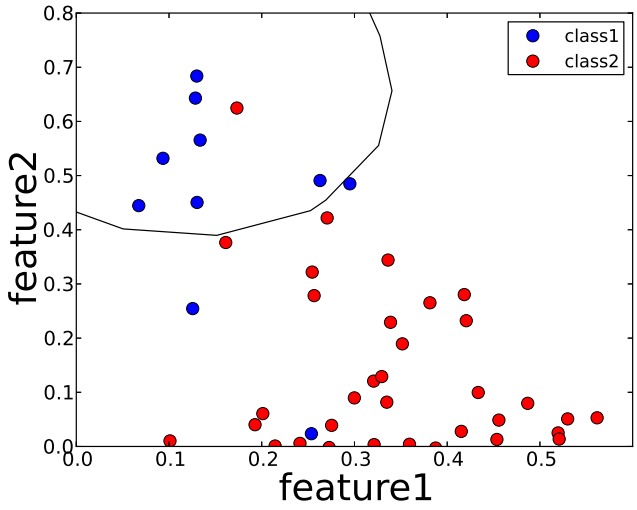


Fig. 17　Spect 特徴量平面 (wrapper approach)

6　まとめ

本稿では GP を用いた特徴量変換に関する 2 つの手法 (filter approach と wrapper approach) について評価手法を提案した．本稿ではそれぞれの手法で 2 次元で変換特徴量を得る場合について実験し，その結果，3 つのデータセットのうち，filter approach ではデータ数の偏りがないか偏りが少ない 2 つのデータにおいて提案手法の識別精度の向上を確認した．また，wrapper approach では全てのデータにおいて提案手法の識別精度の向上を確認した．

filter approach については，提案手法によって得た特徴量分布は既存手法のそれより分布の広がりが見られ，意図した識別に良い特徴量平面が得られていることを確認した．これにより，2 クラス分類において変換する変換特徴量が 2 次元の場合には，GPMFC の評価関数には単純な個数を考慮する手法よりも，分布を考慮する評価関数が適していることが示された．しかし，1 次元変換特徴量では学習サンプル数が各クラスで偏りが大きい場合に提案評価関数の精度が既存評価関数を下回り，2 次元では同等の結果と成った．しかし，1:2 程度の偏りであれば，提案評価関数の精度は高いことも示された．今後もこのような場合のアプローチに対して検討していく．

wrapper approach について，特徴量空間の評価に非線形識別を用いるとより表現力の高い平面を得る事ができた．今回は SVM の RBF カーネルの識別率を評価値としたが，今後はマージンの距離など違う評価尺度での評価を検討する．

また，今回は 2 クラスの分類問題を取り扱ったが，多クラスの分類問題について，GP を用いた特徴量変換手法を検討する．

参考文献

1) Celia C. Bojarczuk and Heitor S. Lopes and Alex A. Freitas and Edson L. Michalkiewicz, A constrained-syntax genetic programming system for discovering classification rules: application to medical data sets, *Artificial Intelligence in Medicine*, vol 30,2004, pp. 27-48

2) Antonio Moreda-Pieiro, Andrew Fisher, Steve J Hill: The classification of tea according to region of origin using pattern recognition techniques and trace metal data, *Journal of Food Composition and Analysis, Elseveir*, April 2003, pp 195-211

3) Buntine Wray, Learning classification trees, *Statistics and Computing*, vol 2, June 1992, pp. 63-73

4) G.E.Hinton and R.R. Salakhutdinov. Reducing the Dimensionality of Data with Neural Networks. *Science*, Vol. 313, No. 5786, pp. 504-507, 2006.

5) V. N. Vapnik. Statistical Learning Theory. Wiley, 1998.

6) F. Otero, M. Silva, A. Freitas, and J. Nievola, Genetic programming for attribute construction in data mining, in Genetic Programming (Lecture Notes in Computer Science, vol. 2610.) Berlin, Germany: Springer, 2003, pp. 101-121.

7) Frauke Friedrichs and Christian, Evolutionary tuning of multiple SVM parameters,*Trends in Neurocomputing: 12th European Symposium on Artificial Neural Networks 2004*,Vol. 1,me 64, March 2005, Pages 107-117.

8) J.Koza:Genetic programming,on the programming of computers by means of natural selection, MIT Press, 1992

9) O. Smart, H. Firpi, and G. Vachtsevanos, "Genetic programming of conventional features to detect seizure precursors," *Eng. Applicat. Artif. Intell.*, vol. 20, no. 8, pp. 1070-1085, 2007.

10) H. Guo and A. K. Nandi, "Breast cancer diagnosis using genetic programming generated feature," *Pattern Recognit.*, vol. 39, no. 5, pp. 980-987, May 2006.

11) G. Hong, L. B. Jack, and A. K. Nandi, "Automated feature extraction using genetic programming for bearing condition monitoring," in *Proc.14th IEEE Signal Process. Soc. Workshop*, Sep.-Oct. 2004, pp. 519-528.

12) M. G. Smith and L. Bull, "Genetic programming with a genetic algorithm for feature construction and selection," *Genet. Programming Evolvable Mach.*, vol. 6, no. 3, pp. 265-281, 2005.

13) H. Guo, Q. Zhang, and A. K. Nandi, "Feature extraction and dimension- ality reduction by genetic programming based on the Fisher criterion," *Expert Syst.*, vol. 25, no. 5, pp. 444-459, 2008.

14) R. Kohavi and G. John, "Wrappers for feature subset selection," *Artif. Intell.*, vol. 97, nos. 1-2, pp. 273-324, Dec. 1997.

15) M. Muharram and G. D. Smith, "*Evolutionary constructive induction,*" *IEEE Trans. Knowl. Data Eng.*, vol. 17, no. 11, pp. 1518-1528, Nov. 2005.

16) M. G. Smith and L. Bull, "Genetic programming with a genetic algorithm for feature construction and selection," *Genet. Programming Evolvable Mach.*, vol. 6, no. 3, pp. 265-281, 2005.

17) H. Firpi, E. Goodman, and J. Echauz, "On prediction of epileptic seizures by means of genetic programming artificial features," *Ann. Biomed. Eng.*, vol. 34, no. 3, pp. 515-529, 2006.

18) "Genetic programming-based construction of features for machine learning and knowledge discovery tasks," *Genet. Programming Evolvable Mach.*, vol. 3, no. 4, pp. 329-343, 2002.

19) D. J. C. MacKay, *Information Theory, Inference, and Learning Algo- rithms*. Cambridge, MA: Cambridge Univ. Press, Oct. 2003.

20) J. C. Principe, D. Xu, and J. Fisher, "Information theoretic learning," *in Unsupervised Adaptive Filtering*. New York: Wiley, 2000, pp. 265-319.

21) H. Guo and A. K. Nandi, "Breast cancer diagnosis using genetic programming generated feature," *Pattern Recognit.*, vol. 39, no. 5, pp.980-987, May 2006.

22) G. Hong, L. B. Jack, and A. K. Nandi, "Automated feature extraction using genetic programming for bearing condition monitoring," *in Proc.14th IEEE Signal Process. Soc. Workshop*, Sep-Oct. 2004, pp. 519-528.

23) K. Neshatian, Mengjie Zhang, and P. Andreae, A filter approach to multiple feature construction for symbolic learning classifiers using genetic programming : *Evolutionary Computation, IEEE Transactions on*, Vol. 16, No. 5, pp.645-661,oct. 2012.

24) Merz C.J. Blake and C.L. , UCI repository of machinelearning databases, 1998.

fNIRS から得られる時系列データ間の類似度を特徴量とする識別と脳機能ネットワークの検討

吉田 倫也
Tomoya YOSHIDA

背景：近年，脳機能に関する研究が盛んに行われているが，脳機能ネットワークの解明はまだ成されていない

研究目的：脳機能ネットワークの解明に貢献する為の機械学習を用いたシステムの開発

発表の位置づけ：脳血流時系列データの類似度を用いた識別による，脳機能ネットワークの推定のための検討

方法：MaPea とパターン認識を用いた類似度抽出と識別による検討

結果：前頭部 CH[3:14]，CH[8:14]，CH[11:18] の組み合わせが最も高い識別率となり，脳機能ネットワークを示唆

1　はじめに

近年，脳機能の関心が高まっている．それに伴い，非侵襲である fNIRS(functional Near-Infrared Spectroscopy)[1] 装置による脳血流を利用した脳機能に関する研究が行われている[2]．fNIRS 装置は，近赤外光を用いて脳内のヘモグロビン変化を測定することで，非侵襲的に脳血流を計測できる手法の一つである．fNIRS 装置を利用することで，特定の課題における脳血流変化量を測定し，その脳血流変化量から脳の活性，不活性の解析が行われている．しかし，脳機能におけるネットワークの解析は行われていない．そこで，脳血流時系列データに対して MaPea(Multiple analogy Parts extracting algorithm)[3] によって類似度 (距離) を計算し，その類似度を特徴量とした SVM(Suport Vector Machine)[4] など機械学習による分類と識別を行うことで脳機能ネットワークの解明を考える．本稿では，立体視を用いた脳血流時系列データを利用し，立体視が得意もしくは不得意の分類と識別を行うことで，脳機能ネットワークに関して検討を行った．

2　MaPea(Multiple analogy Parts extracting algorithm)

MaPea は 2 つの脳血流時系列データに対し，類似部分を抽出する手法である．抽出される類似部分は，時系列データが成す波形形状の類似のみを考えている．以下に MaPea による抽出方法の概要を述べる．

fNIRS 時系列データの i 番目ベクトルの y 軸成分 $vecY_i$ と他方の j 番目ベクトルの y 軸成分 $vecQ_j$ のなす角の $cos\ \theta_{i,j}$ を式 (1) に示す．

$$cos\theta_{i,j} = \frac{1+vec\ Y_i \times vec\ Q_j}{\sqrt{vec\ Y_i{}^2+1}\sqrt{vec\ Q_j{}^2+1}} \tag{1}$$

式 (2) によって類似度を計算し類似部分を決定している．

$$S(i,j) = \begin{cases} S(i-1,j-1)+cos\theta_{i,j} & (cos\theta_{i,j}>\alpha) \\ S(i-1,j)+cos\theta_{i-1,j}-1 & (cos\theta_{i,j}<\alpha, cos\theta_{i-1,j}>\alpha) \\ S(i,j-1)+cos\theta_{i,j-1}-1 & (cos\theta_{i,j}<\alpha, cos\theta_{i,j-1}>\alpha) \\ S(i-1,j-1)-1 & (otherwise) \\ 0 & (ifS(i,j)<0) \end{cases} \tag{2}$$

3　実験

本実験では，裸眼立体視の課題を行った際の脳血流時系列データを用いて，パターン認識によって立体視の得意もしくは不得意の分類，識別を行った．この分類と識別を行うことによって，立体視の得意である被験者と不得意である被験者の脳血流変化量の検討を行った．

3.1　実験データ

被験者は，女性健常者 10 名，男性健常者 1 名（年齢：22 - 23 歳）とした．本実験では，日立メディコ製の fNIRS(ETG-7100) を使用し，国際 10-20 法に準拠して，両側頭部，後頭部，頭頂部及び前頭部を計測した．実験を行った際の室温および湿度は 21.1 - 23.9[℃]，28 - 46[%] であった．

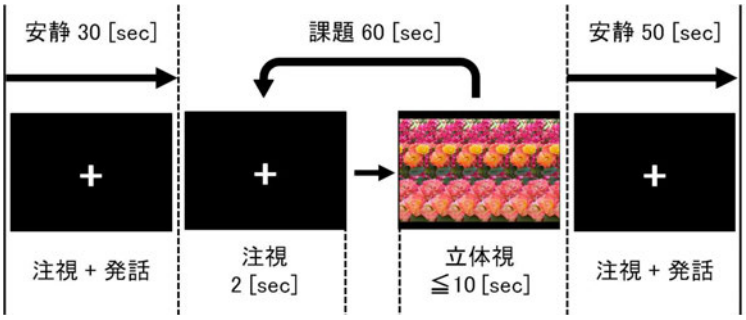


Fig. 1　実験の流れ図

本実験は，Fig. 1 の流れで行い，ひらがな一文字を知覚出来るステレオグラムを使用した．最初に，レスト時間が 30[sec] 間あり，「あ，い，う，え，お」と繰り返し発話しながら，画面の中央の十字マークを注視する．次に，タスク時間の 60[sec] 間で画面に表示されるステレオグラムにより立体視を行う．次の画像に切り替わる際には，立体視の状態を維持させないために注視の画面を入れた．ステレオグラムは一枚につき，最長 10[sec] 間表示される．また，解答後，次の画像に切り替えられるように設定した．最後に，レスト時間を 50[sec] 間とし，最初のレスト時間と同様のことを行う．

次に，得意群と不得意群で分類を行うために，1[min] 間に立体視のできた画像の枚数によって，立体視の得意群と不得意群に分類した．その結果を Fig. 2 に示す．

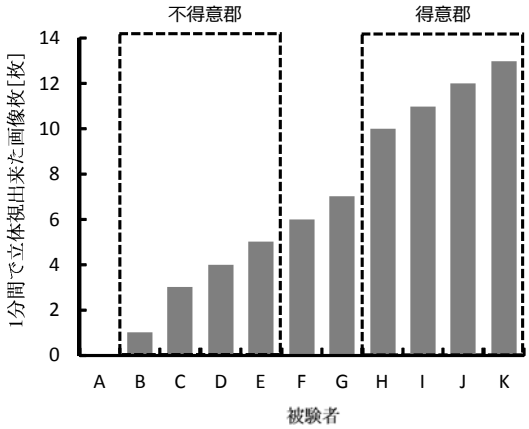


Fig. 2　得意群と不得意群の分類

3.2　実験方法

不得意群の被験者 B - E，得意群の被験者 H - K に関して，MaPea によって全 22CH から 2 組み，つまり ${}_{22}C_2$ 通り (CH[1:2]，CH[1:3]，… ，CH[21:22]) の類似度を計算した．それら類似度を特徴量とする分類と識別を行った．識別の結果，識別数の高い CH に関して着目し脳機能ネットワークに関して考察を行った．また，Leave-one-out Cross Validation(LOOCV) によって識別を行うことで汎化能力について考慮した．

3.3　実験結果

1 次元での識別では，CH[3:14]，CH[8:14]，CH[11:18] の組み合わせが最も高い識別人数を示し，8 人中 8 人を識別することができた．また，その時の被験者 J の脳血流のグラフを Fig. 3，Fig. 4，Fig. 5 に示す．Fig. 6 では，被験者 J の各 CH を基準にした時の類似度を示す．各 CH との類似度が高くなるほど，面積が広くなる．

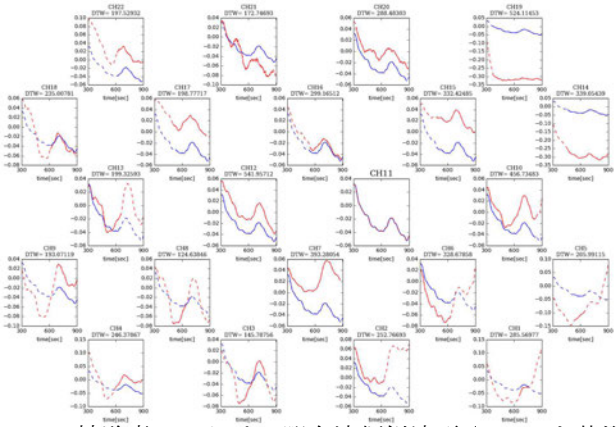


Fig. 3　被験者 J における脳血流類似波形 (CH11 を基準)

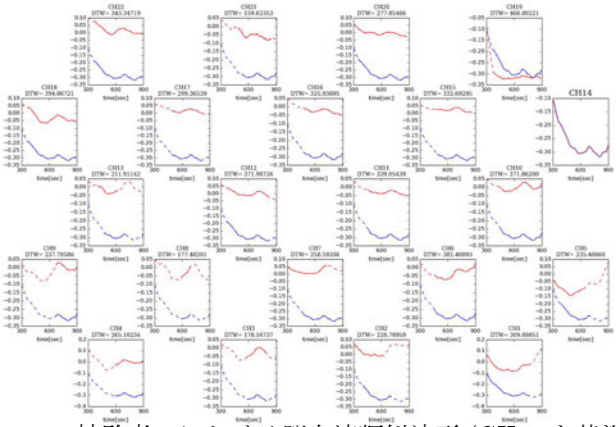


Fig. 4　被験者 J における脳血流類似波形 (CH14 を基準)

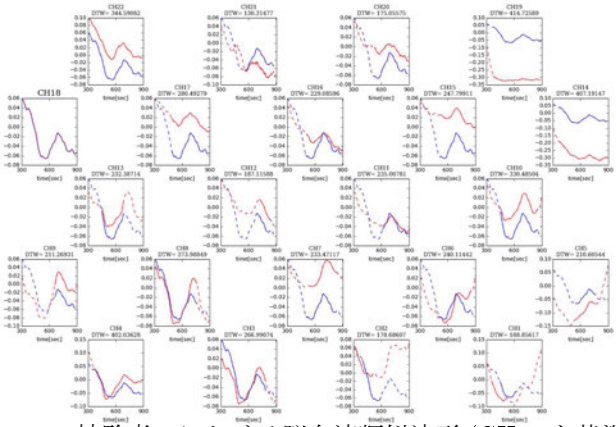


Fig. 5　被験者 J における脳血流類似波形 (CH18 を基準)

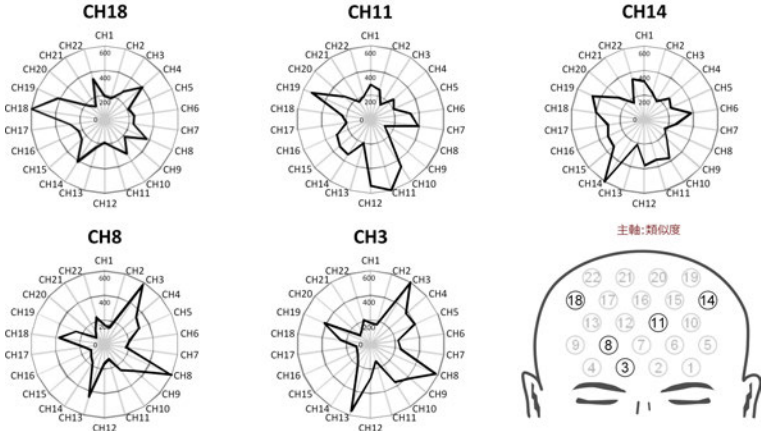


Fig. 6　被験者 J における各 CH を基準とした類似度

3.4　実験考察と展望

CH3，8，11，14，18 に関する類似度が識別に大きく関与していることが，図からわかった．つまり，得意群の被験者と不得意群の被験者では上記の CH では類似度が分布する領域が異なることがわかる．各 CH ごとの類似度を Fig. 7 に示す.

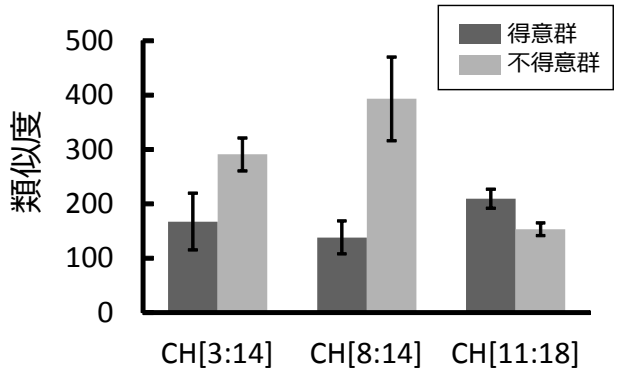


Fig. 7　CH[3:14]，CH[8:14]，CH[11:18] における得意群と不得意群の類似度

この結果から，立体視に関与する脳機能ネットワークを調べるために得意群における被験者に着目し考察を行う．ここで，得意群に着目して考察する理由は，以下の通りである．立体視が不得意である被験者群では，立体視の方法が確立していないため，脳血流が全体的に上昇傾向が見られる．よって，立体視を行う部位の特徴を取ることができない．そこで，得意群に着目することで，特異的に脳血流が変化している部位つまり立体視の行われている脳活動部位の特定を行った.

Fig. 6 より，CH3 では CH[8,13,19]，CH8 では CH[3,13]，CH では CH[18,19]，CH11 では CH[10,12,19]，CH18 では CH[4,14,19] における部位に脳機能ネットワークが存在する可能性が示唆された.

4　まとめ

fNIRS から得た，脳血流時系列データを利用し，そこから MaPea を利用することによって類似度 (距離) を計算し，立体視の特異群もしくは不得意群の分類と識別を行った．パターン認識によって，類似度を特徴量特徴量とした特異群もしくは不得意群に分類を行った．その結果，CH[3:14]，CH[8:14]，CH[11:18] の類似度を用いることによって識別人数が 8 人中 8 人の識別することができた．また，得意群の類似度の結果から，脳機能ネットワークも検討することができた.

参考文献

1) 平野大輔, 藤岡崇, 谷口敬道. リハビリテーション実践過程における機能的近赤外分光法 (fNIRS) の有用性. 国際医療福祉大学紀要, Vol. 16, No. 1, pp. 34–46, 2011.

2) 川崎真弘, 北城圭一. Tms による脳波位相同期が示す視覚・聴覚ワーキングメモリの脳リズムネットワーク (「バーチャル空間・特殊空間の知覚・認知」,「多感覚知覚」, 及びヒューマン情報処理一般). 電子情報通信学会技術研究報告. HIP, ヒューマン情報処理, Vol. 113, No. 128, pp. 67–72, 2013.

3) 廣安知之, 福島亜梨花, 山本詩子, 横内久猛. 2 本の時系列データの類似部分自動抽出法の提案-fNIRS 時系列データに対する検討-. 情報処理学会研究報告. MPS, 数理モデル化と問題解決研究報告, Vol. 2014, No. 18, pp. 1–6, 2014.

4) 小野田崇. サポートベクターマシンの概要 (サポートベクターマシン : その仕組みと応用 : 分類手法の新展開). オペレーションズ・リサーチ : 経営の科学, Vol. 46, No. 5, pp. 225–230, 2001.

専門家が良好と判断する 角膜内皮細胞画像生成システム -構築システムにおける評価手法の検討-

松浦 秀行
Hideyuki MATSUURA

背景：大規模システムによる細胞培養の自動化が求められている．

研究目的：角膜内皮細胞診断における専門家の診断基準を抽出し，診断の自動化につなげる．

発表の位置づけ：専門家の診断基準を抽出するシステムにおいて，専門家に提示する画像の評価方法について検討する．

方法：擬似ユーザを用いて目標画像に対してどれだけ近い画像を得ることができるか実験を行い，最適な評価手法を求めた．

結果：実験において，6 枚の画像の中から 1 枚の画像を選ぶ評価の方法が最も最適な方法であることがわかった．

1　はじめに

近年，高齢化が進展し，コンタクトレンズ装用者が増加するにともない，角膜に関係する病気が増加している．これらの病気は主に角膜に関連する病気である．角膜は俗に「黒目」とよばれる部分に相当する光学レンズの役目をもつ透明な組織であり，その組織の一番内側に位置しているのが角膜内皮と呼ばれる組織である．この角膜に関連する病気の治療法の一つとして，ドナー角膜を培養し患者に移植する再生医療が注目されている．この治療では，角膜を培養する必要がある．角膜内皮細胞画像の例を Fig. 1 に示す．この図からもわかるとおり，良好な画像は面積のバラつきが少なく六角形の形をした細胞が多いが，不良な画像は崩れた細胞が多い．現在，この培養状態の評価は専門家が目視による主観的判断で評価している．すなわち，専門家は，角膜内皮細胞の正常性を角膜内皮細胞の細胞の数，細胞面積のバラつきを示す面積 SD 値，全体的に占める六角形細胞の割合などをパラメータとして採用し判断している [1) 2)]．今後，角膜を培養し患者に移植する再生医療を普及させるためには，培養を大規模に行いコストを下げる必要がある．それを実現するためには，この培養状態の判断を専門家の主観的な判断ではなく，客観的な基準を作成し，自動化につなげる必要がある．

これに対して，本研究グループでは，角膜内皮細胞における専門家の客観的な評価基準を確立することを目的とし，その前段階として専門家が良好と判断する細胞画像を抽出するシステムを構築している [3)]．これは，角膜内皮細胞のモデル画像をユーザに提示し，専門家が良好と判断する細胞画像を抽出するインタラクティブなシステムである．このシステムを構築し，複数の専門家が良好と判断とする細胞画像を生成することで，専門家が良好と判断する細胞画像は同一なのか，もしくは同一でないのかが明らかになる．同一であれば，良好と判断する基準に同一の基準があることが示唆され，その基準を抽出することが望まれる．

本システムにおいて，専門家が良好と判断する細胞画像を抽出するアルゴリズムとして，対話型遺伝的アルゴリズム (interactive Genetic Algorithm : iGA) を使用した．iGA は対話型進化計算 (Interactive Evolutionary Computation : IEC) の一種であり，個人の好みに合わせた音楽や画像の生成，データマイニングなど幅広い分野に適用されている [4) 5)]．しかし，こうしたインタラクティブなシステムにおける最大の課題は多くの個体を評価する際の疲労問題である．そのため，実用的に使える世代数と個体数には制限がかかってしまう．この解決方法としては，ユーザインターフェースの改良や評価レベルを下げるなどが挙げられる．例えば，100 点満点の代わりに 5 段階評価や全個体評価の代わりに一対比較評価を行うなどである [6)]．それ以外にも，視線追跡装置を用いて個体選択を行う方法や事前にユーザの評価特性モデルを学習して個体提示を行いユーザの疲労を軽減する方法もある [7) 8)]．

評価手法の中でも一対比較評価を用いたトーナメント IEC は，全個体評価に比べ大きな疲

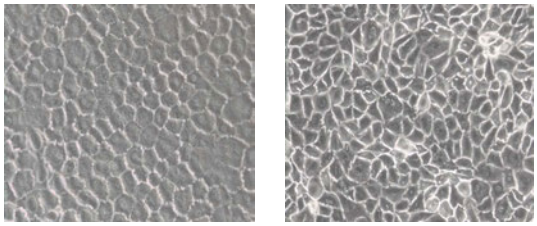


Fig. 1　角膜内皮細胞画像

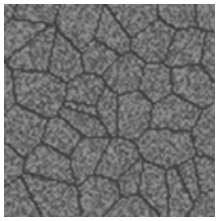


Fig. 2　角膜内皮細胞のモデル画像

労軽減が期待される評価手法である [9) 10)]．しかし，一対比較評価は全個体を評価しないため，収束に悪影響を与えてしまう欠点がある．また，提示された 2 個体の評価が同程度だった場合でも評価をしなければいけないため，ユーザによっては難易度が上がってしまう可能性もある．そのため，一対比較以外の評価方法について疲労度や収束性を確認し，よりユーザにとって負担の少ない評価アルゴリズムを確立することが必要である．本稿では，構築したシステムの概要を説明する．続いて，一対比較評価を用いた専門家を対象とした評価実験の結果，および擬似ユーザを用いた評価アルゴリズムの精度について検討する．

2　システム概要

本研究で構築したシステムは，ユーザが良好と判断する細胞画像を提示することを目的としている．本システムにおいてユーザが良好と判断する細胞画像を生成するためには，まずユーザに提示する画像が必要である．そして，ユーザに提示し，評価された画像に基づいてユーザが良好と判断する細胞画像を生成するアルゴリズムが必要である．

以下にこれらの要件に対して適用した手法と詳細を記述する．

2.1　ユーザに提示する角膜内皮細胞画像の生成

本システムで提示する画像には，事前に用意した大量の角膜内皮細胞のモデル画像を使用した．専門家の判断基準を抽出するには多様な細胞画像を提示する必要があるため，実際の細胞画像では用意することが困難である．よって，本システムではボロノイ図を用いた角膜内皮細胞のモデル画像を使用した．

ボロノイ図とは，平面上に与えられた任意の点集合の中で，平面上の点が点集合の中のどの点に最も近いかによって平面上の領域をいくつかの小領域に分割する図のことである [11)]．モデル画像の生成方法としては，まず母点を与え，その母点を基にボロノイ分割することで画像を領域分割する．母点の数が細胞数に相当し，その母点の位置関係により，細胞の形状を変えることができる．よって，母点の数や位置を制御することで指定したパラメータの値を持つ細胞画像を生成することが可能となる．本システムで使用するモデル画像が持つパラメータは，細胞数と面積 SD 値，そして六角形細胞率の三つである．

生成されたモデル画像の例を Fig. 2 に示す．

2.2　画像提示のためのデータベースの利用

本システムでは，多くのモデル画像を生成し，ユーザに提示する必要がある．しかしながら，この細胞のモデル画像を作成するためには多くの時間が必要であり，リアルタイムで処理を行うことが難しい．また，画像提示時間の長期化はユーザの疲労に影響し，時間が長くなるほどユーザにも負担となる．そのため本研究では，様々なパラメータ値を持つ画像をあらかじ

め生成し，データベースに保存する．ユーザへの画像提示の際には，特定のパラメータ値に近い値を持つ画像をデータベースから探索し，高速化を図る．

本システムではデータベースとして，MySQL を使用した．保存する画像パラメータは細胞数，面積 SD 値，そして六角形細胞率の三つである．MySQL は，無償で入手できるオープンソースデータベースであり，検索の高速性に重点を絞った設計になっているため，大量のデータを高速に検索することが可能であると判断した．本システムでは，あらかじめ約 1000 枚の画像のパラメータとボロノイ図における母点座標をデータベースに保存し，iGA の遺伝的操作によって生じた値に近いパラメータを持つ画像を検索している．

2.3　最適な画像を決定するアルゴリズム

角膜内皮細胞の診断は専門家の主観的評価によるものが大きいため，本システムでは iGA を用いた．iGA は，生物の進化を模倣した遺伝的アルゴリズム (Genetic Algorithm : GA) の評価部分を人間の主観によって行うアルゴリズムであり，遺伝的操作を繰り返し行うことで解の探索を行う手法である [12]．

本システムでは，あらかじめモデル画像を生成しておき，遺伝的操作によって決定された特徴量の値に最も近い画像を個体として採用している．今回採用している特徴量は，画像が持つ細胞数，面積 SD 値，六角形細胞率といった画像全体のパラメータである．

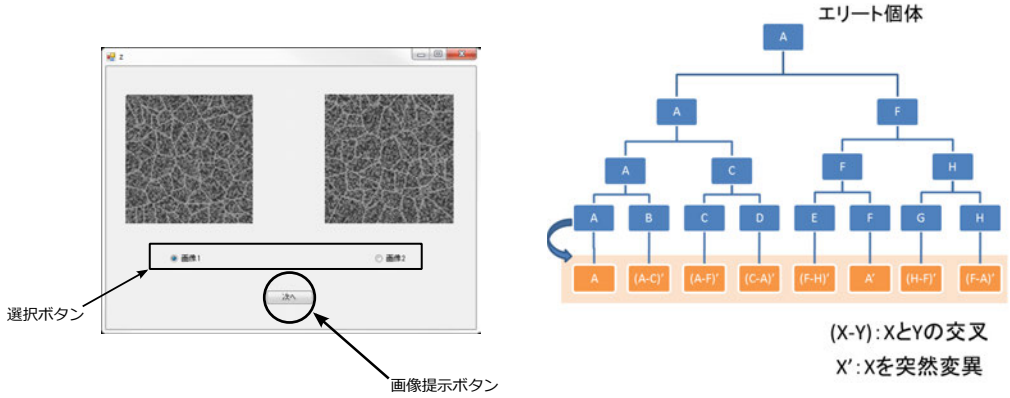
3　構築システムにおける評価手法

対話型システムではユーザの疲労度を考慮し，一対比較以外の評価方法について検討し，よりユーザにとって負担の少ない評価アルゴリズムを確立する必要がある．本章では，一対比較評価，トラックバーによる 5 段階評価，良好な個体を選択する評価の三つの手法に着目し，各評価手法におけるインターフェースとアルゴリズムについて述べる．

3.1　一対比較評価

一対比較評価におけるシステムインターフェースを Fig. 3(a) に示す．また，一対比較評価における親個体の選択は，Fig. 3(b) のトーナメント木によって決定する．1 回戦から決勝戦まで，次戦で対戦する勝利解候補同士を親として交叉を行い，生成された子個体に対して突然変異を行う．そして，突然変異後の個体を各親個体敗者となった個体と置き換える．また，決勝戦で敗者となった解候補は優勝した個体に対し突然変異を行った個体によって置き換えられる [13]．

システムの流れとしては，まず専門家が提示された 2 枚の画像を見て，良好と判断した画像を選択し，次に比較する画像を提示させる．本評価方法では，7 回の画像比較を 1 世代とし，この操作を繰り返し行うことで専門家が良好と判断する画像を生成する．



(a) 一対比較評価インターフェース　　(b) トーナメントツリー構造

Fig. 3　一対比較評価

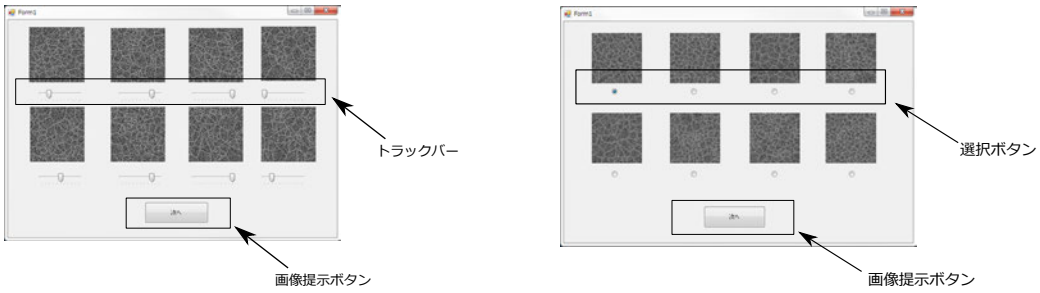
3.2　トラックバーによる 5 段階評価

トラックバーによる評価のシステムインターフェースを Fig. 4(a) に示す．システムの流れとしては，インターフェースに提示された 8 枚の画像を画像の下に表示されたトラックバーに

よって評価し,「次へ」ボタンで次世代の画像群を表示させる．親個体の選択はトラックバーによって与えられた評価値に基づきルーレット選択によって決定する．また，各世代において最も評価値が高かった個体の中からランダムで一つエリート個体として次世代に残す．

3.3 良好な個体を選択する評価

良好な個体を選択する評価のシステムインターフェースを Fig. 4(b) に示す．システムの流れとしては，ユーザは提示された個体から良好だと判断する 2 個体を選択する．選択後,「次へ」ボタンで次世代の個体群を表示させる．ユーザによって選択されなかった個体の評価は選択された画像からのパラメータの距離によってシステムが評価値を与える．親個体の選択はシステムが与えた評価値に基づきルーレット選択によって決定する．また，選択された 2 個体は次世代に引き継ぐ．



(a) 5 段階評価インターフェース　(b) 良好な個体を選択する評価インターフェース

Fig. 4　評価インターフェース

4　評価実験

本実験では，前章で説明した三つの評価手法における探索精度を擬似ユーザを用いて検証した．擬似ユーザの評価は，あらかじめ設定した目標画像とのパラメータのマンハッタン距離によって決定する．また，本実験における終了世代は実際にユーザ適用することも考慮し，12 世代とした．本実験における目標画像を Fig. 5 に示し，一対比較手法における GA パラメータを Table. 1，トラックバーによる評価手法と個体選択による評価手法における GA パラメータを Table. 2 に示す．

4.1 実験結果

擬似ユーザによる探索結果を Fig. 6 に示す．縦軸は各世代の個体と目標画像のパラメータの差の総和である．横軸は個体の評価回数である．本評価実験において比較する評価手法はそれぞれ評価回数が違うため，評価回数に対する収束精度について確認した．評価回数 100 回において目標画像に最も近かったのは良好な個体を選択する評価，一対比較評価，トラックバーによる評価の順になった．トラックバーによる評価が最も精度が悪かった原因としては，各世代においてまた，最も精度が良かった個体を選択する評価方法は，一対比較のように評価が難しくなる危険性も少なく，トラックバーによる評価のように具体的に点数を評価する必要がないため，ユーザの評価による疲労度の軽減も期待することができる．

Table. 1　GA parameter in a pair comparison

Parameter	Value
Population size	8
Crossover method	BLX-α
α value	0.33
Crossover rate	1.0
Mutation rate	0.33

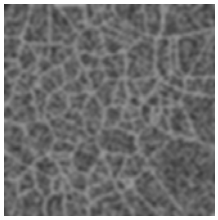


Fig. 5　目標画像

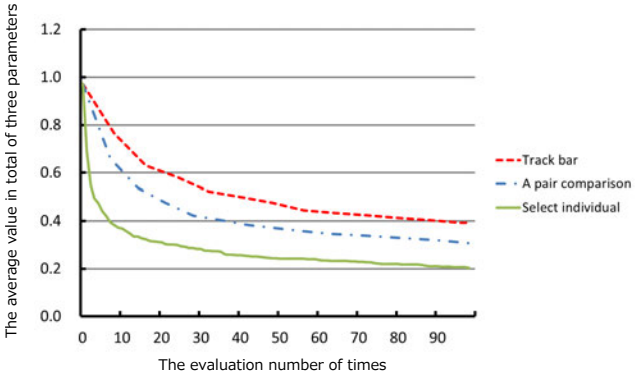


Fig. 6　擬似ユーザによる探索結果

5　個体を選択する評価における評価実験

前章において，一対比較評価とトラックバーによる評価，良好な個体を選択する評価の中では，良好な個体を選択する評価が最も収束の精度が良いことが示唆された．しかし，良好な個体を選択する手法では提示される個体数や選択する個体数によって収束精度に違いが出る可能性がある．そのため，様々な個体数の時の収束精度について検証を行うことが必要である．本章では，個体数が N 個の時に 1 から N-2 個まで個体を選択した場合について擬似ユーザを使って検証を行った．個体数は 3〜8 個までの範囲で実験を行った．

5.1　実験結果

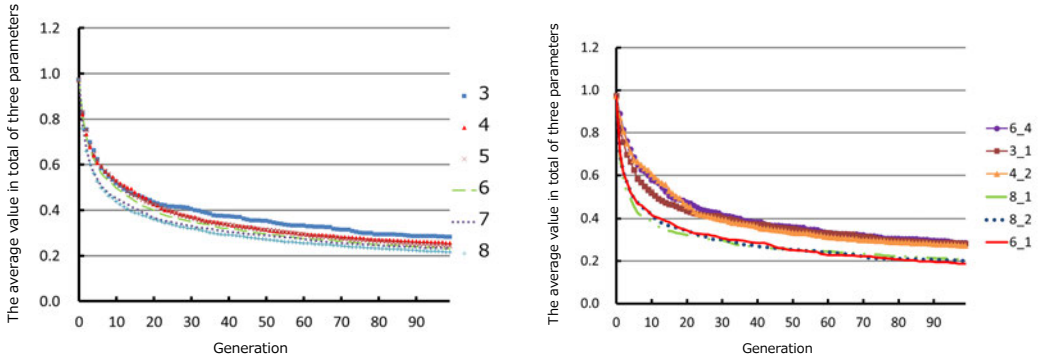
各個体数における探索結果を Fig. 7(a)，提示個体数と選択個体数の違いによる結果を Fig. 7(b) に示す．Fig. 7(b) では，提示個体数と選択個体数の組み合わせ全 21 通りの中で最終世代が最も目標画像と近かった 3 パターンと，最も遠かった 3 パターンの結果について示す．縦軸は各世代におけるエリート個体の目標画像とのマンハッタン距離，横軸は世代である．また，提示個体数が N で選択個体が n の場合は N＿n と示す．Fig. 7(a) に示すように，個体数が増えれば増えるほど収束精度が良いことがわかる．これは個体数が増えることにより個体の多様性が保たれ，局所解に陥ることを防いでいるためである．また，Fig. 7(b) において示すように，最も収束精度が悪かった組み合わせは個体数 N 個の時に選択個体数が N-2 個だった時である．これは，選択された個体以外の個体が 2 つしかなかったため，親個体が固定され多様性が保たれなかったためである．そして，本実験において最も収束精度が良いと確認された組み合わせは提示個体数が 6 個で選択個体数が 1 個の時であることが Fig. 7(b) によって示された．

Table. 2　GA parameter in track bar and select individual

Parameter	Value
Population size	8
Crossover method	BLX-α
α value	0.33
Selection method	Roulette
Crossover rate	1.0
Mutation rate	0.33

Table. 3　目標画像のパラメータ

パラメータ	値
細胞数	115
面積 SD 値	99
六角形細胞率	0.14



(a) 各個体数における探索結果　　(b) 提示個体数と選択個体数の違いによる結果

Fig. 7　評価実験結果

6　まとめと今後の課題

本研究では，角膜内皮細胞の正常性診断における専門家の評価基準を確立し，大規模システムによる細胞培養の自動化を行うことを目的としている．本研究では，専門家の評価基準を確立する前段階として，専門家が良好と判断する細胞画像を生成するシステムを構築した．本システムは，専門家の画像評価を基に，専門家が良好と判断する画像を生成するインタラクティブなシステムである．本稿では，異なる 3 つの評価手法の探索精度の評価実験を擬似ユーザを用いて行った．そして，提示された個体の中から個体を選択する評価手法において提示個体数と選択個体数の最も最適な組み合わせを擬似ユーザを用いて求めた．擬似ユーザを用いた評価手法の探索精度の実験では，3 つの評価手法の中で提示された個体の中からユーザが良好だと判断する画像を選択する評価手法が最もユーザの負担を小さくし，探索精度が良いことがわかった．また，最適な個体数を求める実験では，提示個体数が 6 でその中から 1 つの個体を選択する組み合わせが最も良好な結果を示した．よって，今後は本実験において最も良好だった評価手法と個体数の組み合わせを用いて，実際に専門家に実験を行い，専門家が良好と判断する画像を生成することができるか確認していく．

参考文献

1) K. TSUBOTA and S. HATO. Corneal Disease and Regenerative Medicine. TRENDS IN THE SCIENCES, Vol. 15, No. 7, pp. 8-13, 2010.

2) N. KOIZUMI, Sakamoto Y, Okumura N Tsuchiya H, Torii R, Cooper LJ, Ban Y, Tanioka H, Kinoshita. Cultivated Corneal Endothelial Transplantation in a Primate: Possible Future Clinical Application in Corneal Endothelial Regenerative Medicine. Cornea. Vol. 8, No. 27, pp. 48-55, 2008.

3) T. Hiroyasu, K. Uehori, U. Yamamoto, M. Tanaka. Construction of an Interactive System Aims to Extract Expert Knowledge about the Condition Cultured Corneal Endothelial Cells. Proceeding of IEEE international conference on systems, man, and cybernetics, pp. 1805-1810, 2013.

4) J. CHOOBINEH R. J. VOKURKA and L. VADI. A prototype expert system for the evaluation and selection of potential suppliers. International Journal of Operations and Production Management, Vol.. 16, pp. 106-127, 1980.

5) H. S. KIM and S. B. CHO. Application of interactive genetic algorithm to fashion design. Engineering Applications of Artificial Intelligence, Vol. 13, No. 6, pp. 635-644. 2000

6) S. B. CHO and J. Y. LEE,. Emotional image retrieval with interactive evolutionary computation. in Advances in Soft Computing-Engineering Design and Manufacturing(R. Roy, T. Furuhashi, and P. Chawdhry, eds.), pp.. 57-66, 1999.

7) J. Y. LEE and S. B. CHO. Sparse Fitness Evaluation for Reducing User Burden in Interactive Genetic Algorithm. In IEEE International Fuzzy Systems Conference, pp. 998-1003, 2001.

8) H. S. KIM. An Efficient Genetic Algorithm with Less Fitness Evaluation by Clustering. In IEEE Congress on Evolutionary Computation, pp. 887-894. 2001.

9) H. TAKAGI. New frameworks of inetractive evolutionary computation. in 5th International Workshop on Computational Intelligence and Applications, p. 2, 2009.

10) H. TAKAGI. Interactive evolutionary computation: fusion of the capabilities of ec optimization and human evaluation. in Proceedings of the IEEE, Vol. 89, No. 9, pp. 1275-1296, 2001.

11) T. YOSHIKAWA Y. WATANABE and T. FURUHASHI. A study on application of fitness inference method to pc-iga. in 2007 IEEE Congress on Evolutionary Computation, pp. 1450-1455, 1989.

12) D. E. GOLDBERG. Genetic algorithms in search. optimization and machine learning. Addison-Wesley Professional, 1989.

13) D. T. LEE. On k-nearest neighbor voronoi diagrams in the plane. IEEE TRANSACTIONS ON COMPUTERS, Vol. 31, No. 6, pp. 478-487, 1982.

画像タグへの情報付加機能を持つ医用画像管理システム

西村 祐二
Yuji NISHIMURA

背景：近年，複数の臓器に癌が発生する多重癌が増加しており，癌の見落としが問題となっている．

研究目的：画像に他の情報を持たせ，病気の見落としを防止するシステムの構築を行う．

発表の位置づけ：画像のメタデータに画像解析結果をタグ情報として付加するシステムを構築する．

方法：タグに画像解析した結果を付加するまでの時間，検索に要する時間を計測する．

結果：実環境において提案システムの有用性が示された．

1　はじめに

近年，癌治療や診断技術の進歩による長寿命化や生活習慣の変化に伴い，複数の臓器に癌が発生する多重癌が問題となっている [1, 2]．そのため，定期的に検査を行い，癌の早期発見が非常に重要とされている．現在，医師による癌の発見のための有力な診断方法として画像診断が行われている [3]．しかし，診断対象となる臓器以外の情報は得ることができず，他で発生した癌を見落とすことが問題となっている．そのため，診断画像に他の臓器の癌情報などを付加し，複数の臓器の解析情報をつなげることで，多重癌の見落としを防止することが必要である．これより，一枚の画像から他の臓器の情報取得を可能にし，病気の見落としを防止するシステムが求められる．

本稿では，画像解析を行った結果や他の画像情報を画像が持つメタデータに付加することで，他の画像の情報取得，見落とし防止を可能にするシステムを提案する．提案システムで用いる画像として，患者情報など多くの情報を格納できる DICOM (Digital Imaging and Communications in Medicine) 画像を想定している．ユーザは画像を提案システムにアップロードするだけで，自動的に画像解析が行われる．そして，得られた癌の発病確率などを複数の画像のメタデータへ付加し，ユーザへ通知が行われる．これより，ユーザは対象としていない他の画像情報を得ることができ，病気の見落とし防止を補助する．今回，提案システムの有用性を確認するために評価実験を行った．提案システムの実装では個人情報やセキュリティの問題上，DICOM 画像ではなく，DICOM 画像と同等の検討が可能な Exif (Exchangeable Image File) データ [4] を含む JPEG 画像を対象としたシステムを構築した．

2　画像タグを利用した画像管理システムの提案

本研究では，画像が持つメタデータにタグ情報として画像解析の結果を自動的に付加するシステムを提案する．

提案システムは，画像の保管や管理を行うファイルサーバ，画像の解析やメタデータへの情報の付加を行う解析マシン，見落とし防止を補助するために解析結果やメタデータから検索・通知を可能にするデータベースサーバから構成される．提案システムの構成図を Fig. 1 に示す．

提案システムの一連の流れを下記の示す．

1. ユーザは対象画像をファイルサーバへ送信
2. 解析マシンにより画像からメタデータの抽出と同時に画像解析を開始
3. 解析結果をメタデータに付加
4. メタデータと付加情報をデータベースに挿入
5. ユーザに通知や検索が可能

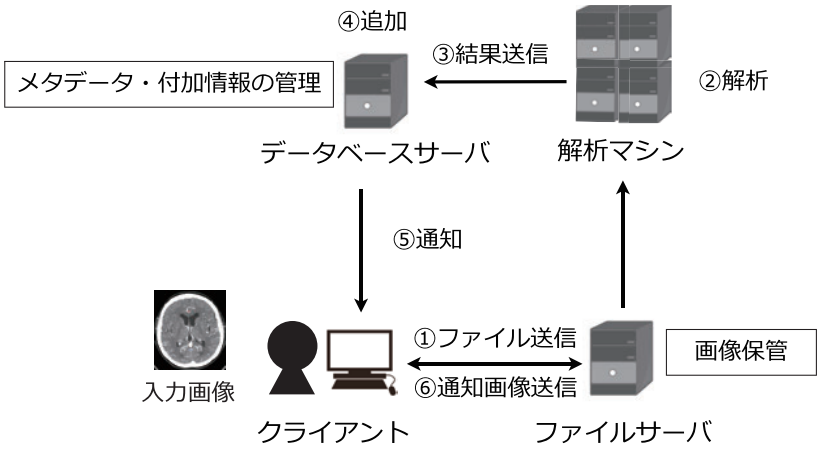


Fig. 1　提案システムの構成

入力された画像の解析を行うために，OpenCV を用いた画像解析を想定している．OpenCV は Intel の研究所が提供している動画像処理 API であり，様々な動画像処理アルゴリズムが提供されている [5]．

通常，入力画像や解析画像の管理をする際，画像のメタデータを用いて管理が行われる．画像を参照，取得するためにメタデータを用いた検索が行われる．しかし，画像全体にアクセスを行うことは非常に効率が悪い．画像を管理する場合に素早く検索可能だと考えられる画像格納方法として，メタデータと画像データを分離した方法が考えられる．分離されたメタデータと解析結果などをデータベースへ格納するデータベースサーバを構築する．画像管理をデータベースサーバ，画像保存をファイルサーバが行う．

3　提案システムの実装と評価実験

3.1　提案システムの実装

提案システムの有用性を確認するために，提案システムの実装を行う．今回，実環境での利用を想定しているため，ユーザが提案システムを利用可能な web アプリケーションを構築した．利用するにあたり必要な機能である，システムへの画像アップロード，OpenCV による自動解析，画像のメタデータへの解析結果の追加，解析結果やメタデータから検索・ユーザへの通知を実装した．web アプリケーションのインターフェイスを Fig. 2 示す．構築した提案システムの構成として，画像を保存するファイルサーバ 1 台，検索や画像通知のためのデータベースサーバ 1 台，入力画像を処理・解析するための画像解析マシン 1 台，システムとユーザをつなげるための web サーバ 1 台の計 4 台を同一 LAN 内に構築した．Table. 1 に各サーバの仕様を示す．

ユーザは web サーバ上に実装されたインターフェイスを通して，画像のアップロードを行う．入力画像はファイルサーバに保存される．そして，解析マシンへ送信され，OpenCV による画像解析を行う．解析結果をメタデータに付加し，画像のメタデータと解析結果をデータベースサーバのデータベースへ格納する．

Table. 1　マシン 1 台のスペック

OS	debian7.5 64bit
Kernel	3.2.0-4-amd64
CPU	Quad-Core AMD Opteron(tm) Processor 2356 1.2GHz
Core	4
Memory	8GB

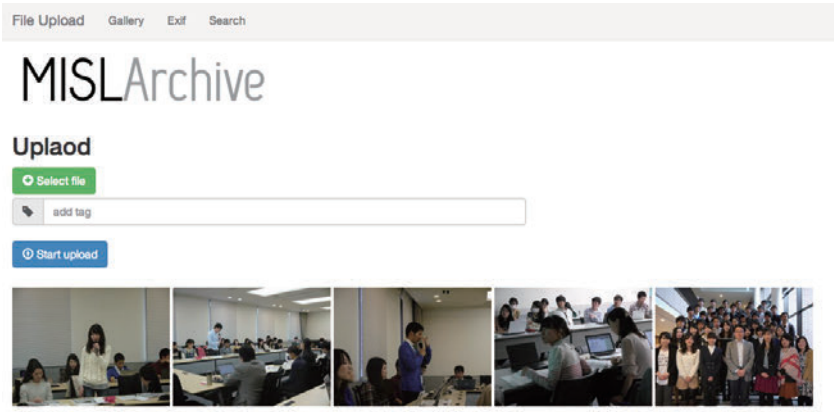


Fig. 2　インターフェイス

3.1.1　Exif タグを利用した付加情報の追加

今回，構築したシステムは解析結果を Exif タグに追加する実装を行っている．Exif 規格は JPEG ファイルのフォーマットを拡張したものであり，撮影情報など多くの情報を含むことが可能である．これより，DICOM 画像と同等の検討が可能であると考えられる．Exif のタグ情報は TIFF[1] 形式を基に定義されており，メタデータを格納するために Image File Directory(IFD) と呼ばれるディレクトリ構造を用いる．IFD の構造を Fig. 3 に示す．

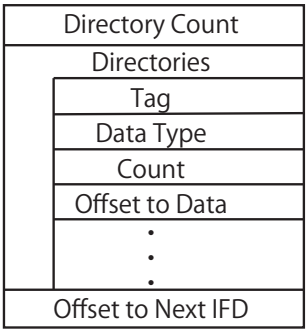


Fig. 3　IFD の構造

1 つの IFD はタグ番号，データ型，データの個数，データ実体へのオフセットを 1 つのエレメントとしたディレクトリ構造である．本システムによって追加される IFD はタグ番号が 32768 以上を利用する．APP1 マーカの一つである TIFF には，プライベートフィールドとしてタグ番号 32768 以上が設定されており，この領域に追加していく．追加タグの IFD として，様々なデータ型にも対応可能な Undifined タイプを設定し，追加するように実装した．

3.2　評価実験

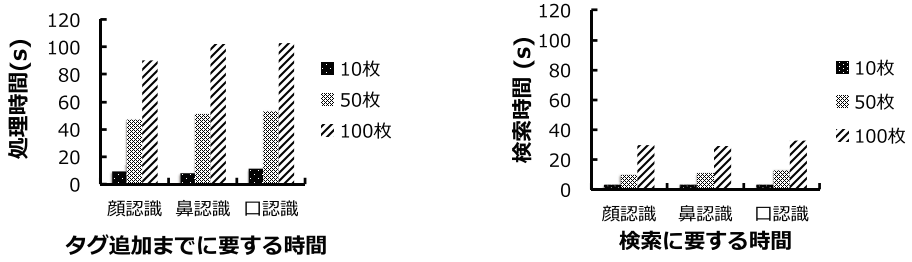
実装した提案システムが十分に利用できるか確認するために評価実験を行った．評価実験では個人情報やセキュリティの DICOM 画像ではなく，DICOM と同じように，撮影情報などメタデータに格納できる Exif 規格を含む JPEG 画像を利用した．使用する JPEG 画像は大きさ 2816 × 2112 ピクセルの様々な人が写る画像を用いた．この画像をインターフェイスを通してシステムへ送信し，タグの追加が終わるまでの時間と検索に要する時間を計測した．追加する情報として，画像に写る人を認識するために顔，鼻，口のオブジェクトの認識処理を行い，検出された数を追加した．これを医療現場で利用する DICOM 画像に置き換えて考えると，画像に写る癌を様々な画像解析により検出し，その解析結果を関連する画像などのメタデータに付加する．これによって，他の情報を取得することができ病気の見落とし防止の補助

[1]Tagged Image File Format

が可能であると考えられる．実験に用いた画像枚数を 10 枚，50 枚，100 枚に対してそれぞれ行った．

3.3 実験結果

処理時間に関する結果を Fig. 4(a)，検索に関する結果を Fig. 4(b) に示す．Fig. 4(a) より，100 枚の画像に対してオブジェクト検出をした場合でも 100 秒前後でメタデータへの追加が完了した．Fig. 4(b) より，100 枚の画像を検索するという場合でも 40 秒以下で検索が完了した．これらより，実装した提案システムが十分に利用できるということが確認された．



(a) タグ追加に要する時間　　(b) 検索に要する時間

Fig. 4　評価実験の結果

4　考察

評価実験において，タグ付けまでに要する処理時間は枚数が増加するにしたがって，時間が増加する結果になった．これより，より枚数が増加すると比例的に処理時間が増加すると考えられる．診断などを行う際には，なるべく早く様々な情報を提供できることが望ましいため，今後は，並列画像処理アルゴリズムなどを用いて，処理に要する時間の短縮を行う実装にする必要がある．さらに，より膨大なデータを扱った大規模な評価実験を行う必要がある．

5　まとめと今後の展望

本稿では画像のメタデータに解析結果や他の情報を追加・保持し，ある値に達するとユーザに通知するシステムを提案した．評価実験における実験システムではディジタルカメラなどで利用される Exif データを持つ JPEG 画像を利用した．また，今回の実験環境は同一 LAN 内かつ，画像枚数も少量の評価であるため, 今後遠隔地間で大量の枚数を用いた性能評価を行う必要があると考えられる．

参考文献

1) T.Kosak and K.Miwa and Y.Yonemura et al. A clinicopathologic study on multiple gastric cancers with special reference to distal gestrectomy Cancer. *Cancer*, Vol. 65, pp. 2602–2605, 1990.

2) M.S.Pepe and R.Etzioni and Z.Feng et al. Phases of Biomarker Development for Early Detection of Cancer. *Journal of The National Cancer Institute*, Vol. 93, pp. 1054–1061, 2013.

3) J.Strom and P.C.Cosman. Medical image compression with lossless regions of interest. *Signal Processing*, Vol. 59, pp. 155–172, 1997.

4) T.Kosak and K.Miwa and Y.Yonemura et al. Using extended file information (EXIF) file headers in digital evidence analysis. *International Journal of Digital Evidence, Economic Crime Institute (ECI)*, Vol. 2, pp. 1–5, 2004.

5) OpenCV. Open source Computer Vision library. http://opencv.org.

成長型ニューラルガスを用いた細胞領域分割手法の検討

関谷 駿介
Shunsuke SEKIYA

背景：角膜内皮再生医療において，培養細胞の品質評価の自動化が求められている．

研究目的：角膜内皮細胞画像の細胞領域分割処理と培養指標の抽出を自動化することで，品質評価の支援を行う．

発表の位置づけ：教師なし学習による細胞領域分割手法を提案する．

方法：成長型ニューラルガスを用いて細胞境界のベクトル量子化を行い，結合することによって領域分割を行う．

結果：過去に提案した最適な学習領域の決定法を用いた画像処理 GP による領域分割手法と同等の性能を有することが分かった．

1　はじめに

近年，コンタクトレンズや眼内手術の普及，社会全体の高齢化により角膜障害が増加している [1]．この角膜障害を解決するための新たな治療法として，角膜内皮再生医療が注目されている [2]．角膜内皮再生医療では，患者やドナーの眼球から得た角膜内皮細胞を体外で培養し，培養した細胞を患者に移植することによって治療を行う．角膜内皮細胞を培養する際，培養された細胞が正常に培養されたかどうかを判断するための品質評価が重要となる．品質評価の方法として，光学顕微鏡を用いて撮像した角膜内皮細胞画像から細胞の密度や面積のばらつき，形状といった培養の指標を計測する方法が挙げられる．現状の角膜再生医療では，専門家がこれらの指標を目視により判断しているが，その精度は経験年数などに依存する．また，長時間に渡る細胞培養では大量の画像が蓄積されるため，それらを人間の手で解析することは現実的ではない [3]．そのため，画像処理技術を用いて定量的に培養の指標を計測することにより，品質評価支援を行うソフトウェアの開発が行われている．

画像から培養指標を計測するためには，個々の細胞領域を正確に分割する画像処理が重要である．既存のソフトウエアである ImageJ[4] や Cell Profiler[5] は，予め用意されている複数の画像処理フィルタを組み合わせることによって領域分割を行う仕様となっている．そのため，対象とする画像毎にユーザーが複雑なフィルタの組み合わせを考案する必要があり，大きな負担となる．この問題を解決する方法として，進化的計算の一つである遺伝的プログラミング (Genetic Programming : GP)[6] を用いて，フィルタの組み合わせを自動で最適化する手法の提案が行われている [7]．この手法は，対象画像の一部分を学習領域とし，その学習領域における細胞領域分割が適切に行えるように複数の画像処理フィルタを GP を用いて組み合わせた後，その組み合わせを未学習の領域に適用する．しかしながら，学習領域の適切な決定法が確立されていないため，未学習領域の分割精度が著しく低くなるといった問題点がある．

そこで，本稿では教師なし学習の一つである成長型ニューラルガス (Growing Neural Gas : GNG)[8] を用いて細胞画像の細胞境界をベクトル量子化し，結合することによって領域分割を行うアルゴリズムを提案する．また，実験では GNG と GP の比較を行い，有効性の検証を行う．

2　成長型ニューラルガスを用いた細胞領域分割

ニューラルガス (Neural Gas : NG)[9] は，教師なしニューラルネットワークの一種であり，主に Fig. 1 のような多数の入力ベクトルの集合を少ないユニットで近似するベクトル量子化などに用いられる．NG は入力ベクトルに対するベクトル空間上での距離の順位に基づいて全てのユニットが更新される．

しかし，NG の精度はパラメータの初期値に依存することが多いため，成長構造を持ち，効率よく学習を行う GNG が提案されている．砂川らは GNG のユニット同士を結合することに

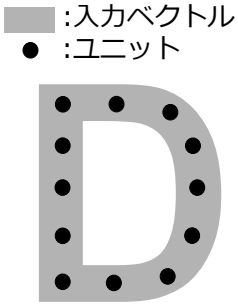


Fig. 1　ベクトル量子化

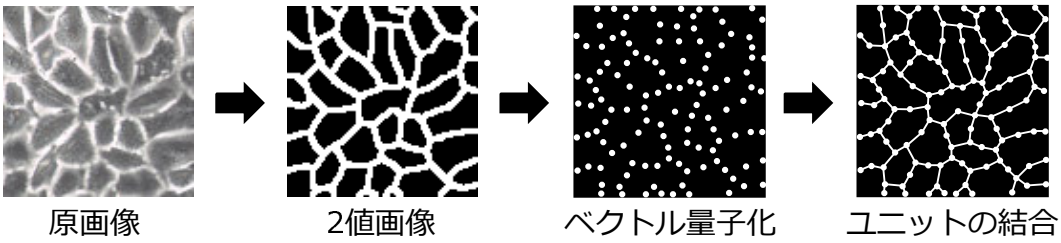


Fig. 2　GNG による細胞領域分割の概要

よって，文字データの画像骨格抽出手法を提案している [10]．Fig. 2 にこれを細胞領域分割に応用した場合のアルゴリズムの概要を示す．

まず，入力ベクトルを作成するために細胞領域を黒，細胞境界を白の 2 値画像に原画像を変換する．その際，20 × 20pixel の局所窓毎に K-means クラスタリング [11] を行い，細胞領域と細胞境界の 2 クラスに分ける．クラスタリングに用いる特徴量は，注目画素とそのムーア近傍 [1] の画素値とする．

次に，GNG で細胞境界のベクトル量子化を行う．白の細胞境界を示す各画素を入力ベクトル v とし，画像上の各ユニット i は参照ベクトルを ω_i を持つ．各入力ベクトルと参照ベクトルは 2 次元の画像の座標ベクトルである．また，ユニット i はカウンタ C_i を持つ．以下に GNG の学習アルゴリズムを示す．

Step.1 初期化

繰り返し回数を $t = 0$ とし，初期ユニット数 $N(t)$ と各ユニットの参照ベクトル $\omega_i(t)$ を設定する．また，各ユニットのカウンタを $C_i(t)$ とし，繰り返し回数 t における入力ベクトルを $v(t)$ とする．

Step.2 入力ベクトルの提示

細胞境界画素の入力ベクトル $v(t)$ を一様分布に与える．

Step.3 入力ベクトルとの距離計算

提示された入力ベクトルと各ユニットの参照ベクトルとの距離 D_i を式 (1) で計算する．

$$D_i = ||v(t) - \omega_i(t)|| \tag{1}$$

Step.4 ユニットの更新

全ユニットの D_i を比較し，D_i が小さいものから順に並べる．順番を k とすると，D_k : $D_0 < D_1 ... < D_{N-2} < D_{N-1}$ となる．全ユニットの参照ベクトルを式 (2) と式 (3) によって更新する．この時，α は学習係数である．

$$\omega_i(t+1) = \omega_i(t) + h_k(v(t) - \omega_i(t)) \tag{2}$$

$$h_k = \alpha \exp(-k_i) \tag{3}$$

[1] 注目画素の周辺 8 近傍

$k=0$ のユニットを a，a に最も近いユニットを b とすると，式 (4) を満たす場合にカウンタを式 (5) で更新する．なお，最大の繰り返し回数を T_{max} とする．

$$||v(t)-\omega_a(t)|| > (||\omega_a(t)-\omega_b(t)||)^{\frac{t}{T_{max}}} \tag{4}$$

$$C_a(t+1) = C_a(t)+1 \tag{5}$$

Step.5 ユニットの追加

繰り返し回数 t が T_{int} 回毎に各ユニットのカウンタを比較し，最大のカウンタを持つユニットを c とする．式 (6) を満たす場合はユニットを追加する．

$$C_c(t) > (t/N) \tag{6}$$

新規ユニットを r とし，ユニット c に最も近いユニットを d として式 (7)〜式 (10) により，ユニットを追加する．

$$\omega_r(t+1) = \frac{\omega_c(t)+\omega_d(t)}{2} \tag{7}$$

$$N(t+1) = N(t)+1 \tag{8}$$

$$C_r(t+1) = \frac{C_c(t)}{3} \tag{9}$$

$$C_c(t+1) = \frac{C_c(t)}{3} \tag{10}$$

Step.6 終了判定

$t < T_{max}$ を満たすまで，繰り返し回数 t に 1 を加え，Step 2 に戻る．

以上のアルゴリズムにより，入力ベクトルである細胞境界の量子化がユニットにより行われる．最後に，ユニット同士を結合することによって個々の細胞領域を分割する．GNG によって生成した全ユニットに対し，1〜5 番目に近いユニットを探索する．2 つのユニットが結合していない場合は，そのユニット同士を結合する．また，全ての結合ユニット距離の平均を d_{ave}，パラメータを ϵ_{cut} とし，式 (11) を満たす場合は結合を削除する．その後，モルフォロジー演算における膨張 (dilation) を行った画像に縮小 (erosion) を施すクロージング処理によって結合の交差による領域を埋め，細線化処理 [12] で細胞境界を得る．

$$||\omega_i-\omega_j|| = \epsilon_{cut} d_{ave} \tag{11}$$

3 実験

3.1 実験概要

本実験では，前章で述べた GNG による細胞領域分割手法と過去に提案した GP による画像処理フィルタの組み合わせ最適化手法を比較する．実験画像としてカニクイザルから採取した角膜内皮細胞を培養し，位相差顕微鏡によって 200 倍で撮影した Fig. 3 のような 400×300pixel の細胞画像を 2 枚利用する．GP による手法では，これらの画像を 100 × 100pixel の計 12 個の領域に分け，画像のテクスチャ特徴量によるクラスタリングを利用した学習領域決定法 [13] で 3 個の学習領域を決定する．そして，各学習領域で画像処理フィルタの組み合わせを構築し，同クラスタに所属する計 9 領域の未学習領域に適用する．

GNG と GP の比較方法として，本実験では領域分割の定量的な評価で用いられる GCE(Global Consistency Error)[14] を使用する．GCE は理想の分割結果画像 T と出力画像 O 上のピクセル p_i が属する細胞領域に注目し，その細胞領域を構成するピクセル数 $(R(T,p_i), R(O,p_i))$ の誤差（局所的詳細誤差）E で表すことができる．局所的詳細誤差を式 (12) に示す．この局所的詳細誤差を画像内の全てのピクセルごとに調べることで，画像全体の分割精度である GCE を評価することができる．GCE は N を全ピクセル数とすると式 (13) で定義される．本実験では 1.0 から GCE を引いた値を分割精度として扱い，各手法とも試行回数の中央値を比較する．

$$E(T,O,p_i) = \frac{|R(T,p_i)-R(O,p_i)|}{|R(T,p_i)|} \tag{12}$$

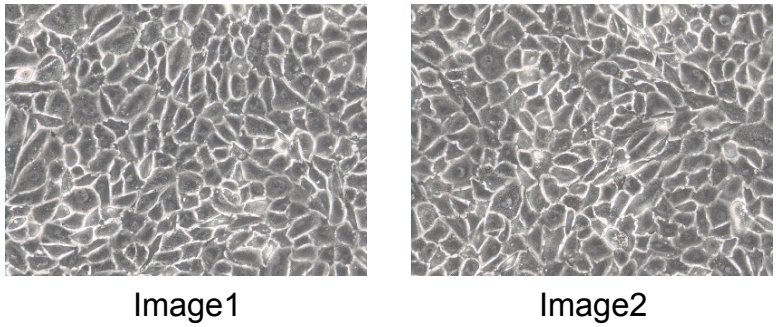


Fig. 3　実験画像

$$GCE(T,O) = \frac{1}{N} min\left\{\sum_i E(T,O,p_i), \sum_i E(O,T,p_i)\right\} \tag{13}$$

また，実験に用いた GNG のパラメータを Table. 1 に示す.

Table. 1　GNG のパラメータ

パラメータ	値
最大繰り返し回数	12500
初期ユニット数	5
ユニット追加区間	25
学習係数	0.4
結合削除係数	2.0
試行回数	10

3.2　実験結果

Fig. 3 における Image1 の比較結果を Fig. 4 に，Image2 の比較結果を Fig. 5 に示す．Image1 においては，9 領域中 4 領域における分割精度が GP よりも高く，低い分割精度を有する領域でも 3 領域で約 0.7〜0.8 の分割精度を得ることができた．また，Image2 においては，9 領域中 5 領域における分割精度が GP よりも高く，低い領域でも GP の分割精度と大きな差はなかった.

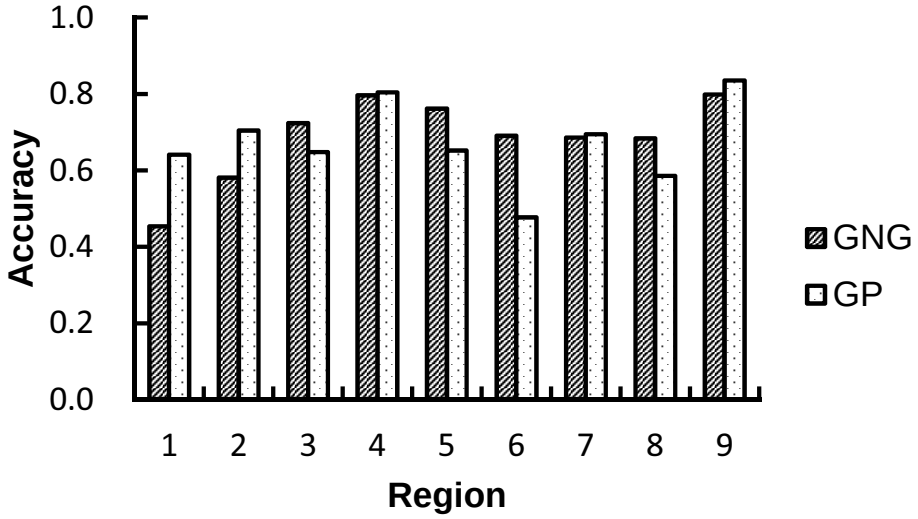


Fig. 4　Image1 における分割精度の比較

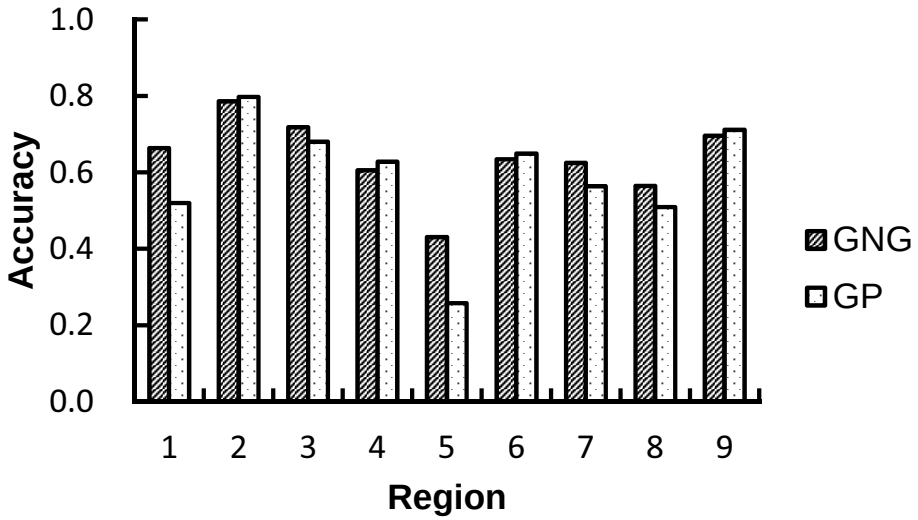


Fig. 5　Image2 における分割精度の比較

4　今後の課題

前章の比較結果より，Image1 の領域 1 と 2 の分割精度が GP よりも大きく劣っていることが分かる．そこで，中央値を取った試行の結果画像を Fig. 6 と Fig. 7 に示す．赤・青・黄色で示した領域はそれぞれ異なる原因で適切な領域分割ができていない領域である．赤で示した領域は 2 値画像生成時に局所窓全体が細胞領域に当てはまり，細胞領域内でのクラスタリングが行われたことが原因だと考えられる．そのため，2 値化手法自体の再検討が必要である．また，青の領域はユニット結合時に過結合したため，過分割となった領域である．この問題は，ユニットを結ぶ線分周辺のユニットの密度などを考慮することで防ぐことができると考える．黄色で示した領域は 2 値画像生成時に細胞境界を抽出できなかったことやユニットの結合が不充分であったことが原因で未分割になった領域である．そのため，今後は 2 値画像生成後の後処理やユニット結合時のルールを検討する必要がある．

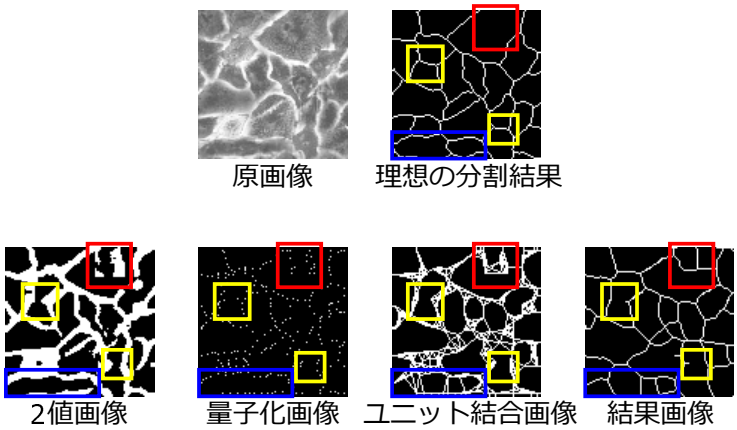


Fig. 6　領域 1 の結果画像

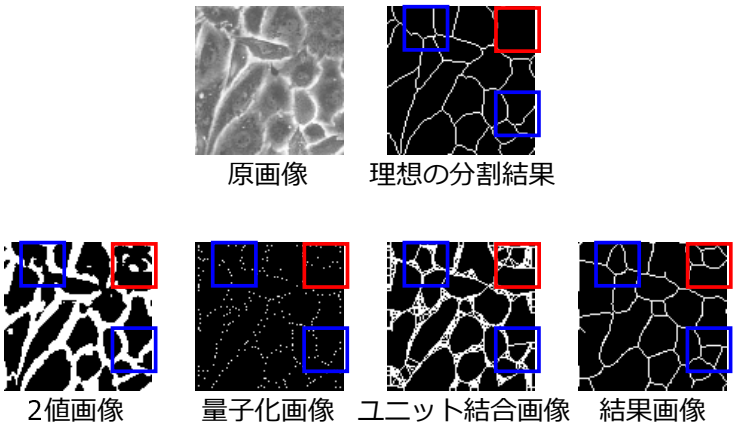


Fig. 7　領域 2 の結果画像

5　まとめ

本稿では，教師なし学習による画像処理で細胞領域を分割することを目的とし，成長型ニューラルガスを用いた細胞領域分割手法を提案した．本手法では，対象画像を 2 値画像に変換後，成長型ニューラルガスでベクトル量子化し，結合することによって領域分割を行う．実験として，過去に提案した適切な学習領域の決定法を利用した GP による画像処理フィルタの組み合わせ最適化手法との分割精度の比較を行った．結果，提案手法はこれまでの手法と同等の性能を得ることができた．今後は，2 値化手法の再検討や後処理，またユニット結合時のルールの検討が必要である．

参考文献

1) M. Inaba. Contact lens wear and corneal endothelial cell loss. *Journal of the eye*, Vol. 26, No. 2, pp. 187–192, 2009.

2) N. Koizumi, K. Nishida, S. Amano, and S. Kinoshita. Progress in the development of tissue engineering of the cornea in japan. *Journal of Japanese Ophthalmological Society*, Vol. 111, No. 7, pp. 493–503, 2007.

3) 紀ノ岡正博, 酒井康行. 細胞治療・再生医療のための培養システム. 株式会社シーエムシー出版, 2010.

4) M. D. Abrámoff, P. J. Magalhães, and S. J. Ram. Image processing with imagej. *Biophotonics international*, Vol. 11, No. 7, pp. 36–42, 2004.

5) A. E. Carpenter, T. R. Jones, M. R. Lamprecht, C. Clarke, I. H. Kang, O. Friman, D. A. Guertin, C. H. Joo, L. A. Robert, J. Moffat, P. Golland, and D. M. Sabatini. Cellprofiler: image analysis software for identifying and quantifying cell phenotypes. *Genome Biology*, Vol. 7, No. 10, pp. R100.1–R100.11, 2006.

6) J. R. Koza. *Genetic Programming On the Programming of Computers by Means of Natural Selection*. MIT Press, 1992.

7) T. Hiroyasu, S. Nunokawa, H. Yamaguchi, N. Koizumi, N. Okumura, and H. Yokouchi. Algorithms for automatic extraction of feature values of corneal endothelial cells using genetic programming. In *Soft Computing and Intelligent Systems (SCIS) and 13th International Symposium on Advanced Intelligent Systems (ISIS), 2012 Joint 6th International Conference on*, pp. 1388–1392, 2012.

8) F. Bernd. A growing neural gas network learns topologies. In *Advances in Neural Information Processing Systems 7*, pp. 625–632, 1995.

9) T. M. Martinetz, S. G. Berkovich, and K. J. Schulten. 'neural-gas' network for vector quantization and its application to time-series prediction. *Neural Networks, IEEE Transactions on*, Vol. 4, No. 4, pp. 558–569, 1993.

10) 砂川一樹, 斎藤利通. 成長型ニューラルガスと画像骨格抽出. 電子情報通信学会ソサイエティ大会講演論文集, Vol. 2010, p. 60, 2010.

11) J. A. Hartigan and M. A. Wong. Algorithm as 136: A k-means clustering algorithm. *Journal of the Royal Statistical Society. Series C*, Vol. 28, No. 1, pp. 100–108, 1979.

12) 田村秀行. コンピュータ画像処理. オーム社, 2002.

13) 関谷駿介, 布川将来人, 小泉範子, 奥村直毅, 山本詩子, 廣安知之. 細胞領域分割のための画像処理 *gp* における学習領域決定法の検討. 人工知能学会全国大会論文集, 第 28 巻, pp. 2D1–3, 2014.

14) D. Martin, C. Fowlkes, D. Tal, and J. Malik. A database of human segmented natural images and its application to evaluating segmentation algorithms and measuring ecological statistics. *IEEE International Conference on Computer Vision*, Vol. 2, pp. 416–423, 2001.